



**HUGO MIGUEL  
FILIPE CALISTO**

**SISTEMA PERICIAL DESTINADO À  
SUPERVISÃO DE FORNALHAS INDUSTRIAIS**

Dissertação apresentada à Universidade de Aveiro para cumprimento dos requisitos necessários à obtenção do grau de Mestre em Engenharia Mecânica, realizada sob a orientação científica do Prof. Doutor Nelson Amadeu Dias Martins, Professor Auxiliar do Departamento de Engenharia Mecânica da Universidade de Aveiro.



Dedico o presente trabalho à minha mãe, Paulina, a quem tudo devo e cujo carinho e apoio são a maior e mais importante constante da minha vida.

Quero também dedicá-lo à memória do meu pai, Miguel, e dos meus avós maternos Madalena e João. Apesar da falta que me fazem, as suas recordações acompanharão sempre o meu caminho.





## **o júri**

presidente

**Prof, Doutor José Joaquim de Almeida Grácio**

Professor Catedrático do Departamento de Engenharia Mecânica da Universidade de Aveiro

**Prof, Doutor Naim Afgan**

Professor Visitante do Instituto Superior Técnico da Universidade de Técnica de Lisboa

**Prof, Doutor Nelson Amadeu Dias Martins (Orientador)**

Professor Auxiliar do Departamento de Engenharia Mecânica da Universidade de Aveiro



## agradecimentos

Agradeço antes de mais ao meu orientador, colega e amigo Prof. Doutor Nelson Martins, pelo apoio, amizade e compreensão manifestados durante o longo trabalho subjacente à presente dissertação, não esquecendo a própria oportunidade que assim me facultou de conciliar a elaboração da mesma com a bolsa de investigação que lhe esteve associada, pelo que me sinto profundamente honrado e agradecido.

Para além dos ensinamentos técnicos e científicos e do entusiasmo que sempre demonstrou pelo meu trabalho e que muito contribuiu para me motivar mesmo em alturas de maior desânimo, agradeço-lhe a disponibilidade e a vontade para discutir quaisquer assuntos, não necessariamente (minoritariamente, diria até) limitados ao tema da presente, que mudaram decisivamente o meu modo de encarar muitas questões. Agradeço por fim, e quiçá de forma mais importante, a liberdade que me deu para errar, ao insistir em determinadas opções por eventual falta de pragmatismo e alguma teimosia. Facultou-me desse modo lições eventualmente mais árduas e penosas de aprender mas por isso mesmo mais úteis e duradouras.

Agradeço também de forma especial aos meus colegas e amigos Mónica Correia, João Alexandre Oliveira, Rui Igreja e J. Alexandre Pinho da Cruz não só pela amizade que nos une e pelo ânimo e apoio que me deram, mas principalmente pela valiosa ajuda dada pelas suas ideias e comentários, somadas à sua disponibilidade e paciência ao servirem de “caixas de ressonância” a algumas divagações.

Não queria de modo algum esquecer todos aqueles que embora sem qualquer envolvimento directo ou indirecto com o trabalho propriamente dito me ajudaram e apoiaram com a sua amizade e incentivo ao longo do seu desenrolar. Refiro-me principalmente à Fátima Mirante, ao Filipe Teixeira-Dias, ao Enrique Varum e à Paula Carriço, à Catarina Clemente, ao Victor Neto, ao Pedro Carvalho, ao Gil Campos, à Teresa Raminhos, à Inês Tavares, à Tatiana Zhiltsova, ao Eng.º João Teles e *last but not least* aos meus primos e amigos Bárbara Gabriel e Hugo Coelho.



## palavras-chave

Sistemas de Diagnóstico, Diagnóstico de Falhas, Reconhecimento de Padrão, Redes Neurais.

## resumo

Um sistema de diagnóstico e supervisão adequado é essencial em qualquer processo industrial, especialmente considerando os custos de aquisição e operação dos equipamentos. É por isso particularmente desejável um aumento tanto da sua disponibilidade como da sua fiabilidade. Um sistema de diagnóstico para caldeiras e fornalhas deve ser capaz de avaliar pelo menos três parâmetros essenciais, a saber a eficiência de combustão, o estado de sujamento das paredes e a ocorrência de fugas de vapor, factores estes cuja importância na operação de instalações de geração de energia é evidente.

Modelos analíticos padrão podem e têm sido utilizados em casos mais ou menos simples mas a sua aplicabilidade diminui com o aumento da complexidade tanto dos sistemas como dos processos, principalmente devido à ocorrência de comportamentos não-lineares ou transientes, tornando atraentes técnicas e abordagens de modelização alternativas.

No presente trabalho são utilizadas ferramentas CFD (*Computational Fluid Dynamics*) de modo a criar um modelo “virtual” de uma caldeira, validado com base num dispositivo existente. Este modelo é utilizado na geração de dados referentes tanto a condições normais de funcionamento como a conjuntos ditos de falha, relativos à ocorrência de situações anormais, nomeadamente em relação aos parâmetros essenciais acima mencionados. Um conjunto de falha consiste num dado número de *inputs* para o sistema de diagnóstico, representando as leituras dos sensores virtuais, que por sua vez caracterizam os vários padrões de falha.

Técnicas baseadas em redes neuronais são então utilizadas de modo a processar adequadamente a base de dados obtida e a efectuar o reconhecimento de padrão necessário à identificação das causas das anomalias verificadas. Visto um dado padrão de falha poder ter várias origens possíveis, o sistema de diagnóstico deve também ser capaz de avaliar a probabilidade de ocorrência de cada uma, fundamentando deste modo o diagnóstico.



**keywords**

Diagnostic Systems, Fault Diagnosis, Pattern Recognition, Neural Networks.

**abstract**

A proper diagnostic and monitoring system is essential in any industrial operation, especially considering the costs of equipment purchase and operation. The increase of both their availability and reliability is therefore highly desirable. A boiler and furnace diagnostic system should be able to assess at the very least three main parameters, namely combustion efficiency, fouling and the occurrence of steam leaks, their importance in the performance of power generation facilities being rather self-evident.

Standard analytical models can and have been used in more or less simple instances but their ease of application diminishes as the complexity of both the system and the occurring phenomena increase due to nonlinear and time-varying behaviour, the attractiveness of alternative modelling techniques thus becoming fairly obvious.

In this work, CFD tools are used to model a “virtual” furnace validated with basis on an existing apparatus. This model is used to generate both normal behaviour data and fault sets intended to be representative of abnormal situations occurring, namely regarding the aforementioned main parameters. A fault set comprises a number of diagnostic system inputs representing the virtual sensor readings, which in turn characterize various fault patterns.

Neural-network-based techniques are then used to adequately process the generated database and perform the pattern recognition necessary in order to identify the root causes of the various anomalies. Since for a given fault pattern a certain number of possibilities must be considered, the diagnostic system must also be able to provide an assessment of the likelihood of each possibility in order to fundament the diagnostic.





# Conteúdo

<b>1</b>	<b>Introdução</b>	<b>1</b>
1.1	Considerações Preliminares . . . . .	1
1.2	Âmbito do Trabalho . . . . .	2
1.3	Objectivos do Trabalho . . . . .	7
1.4	Revisão Bibliográfica . . . . .	8
1.5	Estrutura da Dissertação . . . . .	15
<b>2</b>	<b>Sistemas de Diagnóstico</b>	<b>21</b>
2.1	Generalidades, Definição de Falha e Respective Tipos . . . . .	21
2.2	Atributos Desejáveis de um Sistema de Diagnóstico . . . . .	24
2.3	Processamento da Informação num Sistema de Diagnóstico . . . . .	25
2.4	Principais Tipos e Famílias de Sistemas de Diagnóstico . . . . .	28
2.4.1	Métodos quantitativos baseados num modelo ( <i>Quantitative model-based methods</i> ) . . . . .	29
2.4.2	Métodos qualitativos baseados num modelo ( <i>Qualitative model-based methods</i> ) . . . . .	41
2.4.3	Modelos baseados em dados históricos ( <i>Process history based methods</i> ) . . . . .	59
2.5	Comparações, Métodos Híbridos e Conclusões Gerais . . . . .	73
2.6	Resumo do Capítulo . . . . .	78
<b>3</b>	<b>Sistemas de Diagnóstico para Termofluidos</b>	<b>79</b>
3.1	Processos e Mecanismos Presentes . . . . .	79
3.2	Variáveis Fundamentais e Estabelecimento de Métodos de Diagnóstico . . . . .	85
3.3	Resumo do Capítulo . . . . .	92
<b>4</b>	<b>Modelo Numérico da Fornalha - Validação e Criação da Base de Dados</b>	<b>93</b>
4.1	Objectivo e Metodologia Geral Adoptada . . . . .	93
4.2	Modelização do Sistema Térmico — Metodologia, Pressupostos e Simplificações . . . . .	94
4.3	Validação do Modelo Numérico . . . . .	99
4.4	Definição de Anomalias, Parâmetros e Metodologia de Diagnóstico . . . . .	113
4.5	Geração da Base de Dados Relativas a Situações Anómalas . . . . .	117
4.6	Resumo do Capítulo . . . . .	121
<b>5</b>	<b>Aplicação de Redes Neurais num Sistema de Diagnóstico</b>	<b>125</b>
5.1	Objectivo e Metodologia Geral Adoptada . . . . .	125
5.2	Redes Neurais — Generalidades . . . . .	126

5.3	Pressupostos e Metodologia . . . . .	132
5.4	Implementação, Resultados e Conclusões . . . . .	137
5.5	Resumo do Capítulo . . . . .	151
<b>6</b>	<b>Conclusões e Sugestões para Trabalho Futuro</b>	<b>153</b>
	<b>Bibliografia</b>	<b>156</b>

# Lista de Figuras

1.1	Adequação entre dados, teoria e métodos básicos disponíveis. . . . .	14
1.2	Interface gráfico do <i>software</i> TIGER — Painel Global. . . . .	16
1.3	Interface gráfico do <i>software</i> de diagnóstico para turbomaquinaria TIGER — Painel do compressor. . . . .	17
1.4	Interface gráfico do <i>software</i> controlo de emissões CESAR-SIRE — Módulo de optimização. . . . .	18
2.1	Sistema de diagnóstico genérico. . . . .	23
2.2	Transformações da informação num sistema de diagnóstico. . . . .	26
2.3	Classificação global dos sistemas de diagnóstico. . . . .	29
2.4	Redundância analítica. . . . .	30
2.5	Classificação dos métodos qualitativos associados a um modelo. . . . .	42
2.6	Diagrama SDG . . . . .	44
2.7	Estratégias de busca. . . . .	55
2.8	Busca topográfica. . . . .	55
2.9	Geração sequencial de hipóteses. . . . .	57
2.10	Abordagem em malha fechada. . . . .	57
2.11	Abordagem em malha aberta. . . . .	58
2.12	Classificação dos métodos baseados em dados históricos. . . . .	59
2.13	Utilização de CBR em tarefas de diagnóstico. . . . .	62
2.14	Analogia entre neurónios biológicos e artificiais. . . . .	69
2.15	Separação linear de classes: (a) classes linearmente separáveis e (b) classes não-linearmente separáveis. . . . .	70
2.16	Aplicações de redes neuronais: (a) classificação de padrão, (b) <i>clustering</i> , (c) aproximação de funções, (d) previsão. . . . .	72
2.17	Localização de falhas múltiplas no espaço de <i>output</i> . . . . .	75
3.1	Radiação incidente e radiosidade de uma superfície. . . . .	81
3.2	Transferência de calor com e sem camada de sujamento. . . . .	87
3.3	Sensores de fluxo de calor: (a) de disco, (b) termopares inseridos e (c) cilíndricos. . . . .	88
3.4	Sensor de fluxo de calor de disco. . . . .	89
3.5	Sensor de fluxo de calor por transpiração. . . . .	90
3.6	Sinal do sensor de fluxo de calor, com sujamento gradual. . . . .	90
4.1	Representação esquemática da instalação experimental do IST e pormenor do topo da fornalha e queimadores utilizáveis. . . . .	96
4.2	Aspectos da malhagem do modelo numérico da fornalha. . . . .	97

4.3	Refinamentos sucessivos da malha superficial da fornalha. . . . .	98
4.4	Zonas de recirculação primária e secundária, teóricas e simuladas. . . . .	102
4.5	Temperaturas simuladas e medidas experimentalmente na região NBR com modelos de reacção 1-Step e 2-Step. . . . .	102
4.6	Temperaturas simuladas e experimentais, $z = -10$ mm. . . . .	104
4.7	Temperaturas simuladas e experimentais, $z = -40$ mm. . . . .	104
4.8	Temperaturas simuladas e experimentais, $z = -70$ mm. . . . .	105
4.9	Temperaturas simuladas e experimentais, $z = -260$ mm. . . . .	105
4.10	Coeficientes de correlação obtidos com diferentes modelos de turbulência. . . . .	106
4.11	Fracções molares de $\text{CO}_2$ simuladas e experimentais, $z = -10$ mm. . . . .	107
4.12	Fracções molares de $\text{CO}_2$ simuladas e experimentais, $z = -40$ mm. . . . .	107
4.13	Fracções molares de $\text{CO}_2$ simuladas e experimentais, $z = -70$ mm. . . . .	108
4.14	Fracções molares de $\text{CO}_2$ simuladas e experimentais, $z = -260$ mm. . . . .	108
4.15	Fracções molares de $\text{O}_2$ simuladas e experimentais, $z = -10$ mm. . . . .	109
4.16	Fracções molares de $\text{O}_2$ simuladas e experimentais, $z = -40$ mm. . . . .	109
4.17	Fracções molares de $\text{O}_2$ simuladas e experimentais, $z = -70$ mm. . . . .	110
4.18	Fracções molares de $\text{O}_2$ simuladas e experimentais, $z = -260$ mm. . . . .	110
4.19	Fracções molares de $\text{C}_3\text{H}_8$ simuladas e experimentais, $z = -10$ mm. . . . .	111
4.20	Fracções molares de $\text{C}_3\text{H}_8$ simuladas e experimentais, $z = -40$ mm. . . . .	111
4.21	Fracções molares de $\text{C}_3\text{H}_8$ simuladas e experimentais, $z = -70$ mm. . . . .	112
4.22	Fracções molares de $\text{C}_3\text{H}_8$ simuladas e experimentais, $z = -260$ mm. . . . .	112
4.23	Modelo de fornalha com parede sólida e tubos de água circundantes. . . . .	114
4.24	Divisão da fornalha em superfícies de diagnóstico. . . . .	117
4.25	Fracções molares de água na simulação da ocorrência de fugas de vapor com diâmetros de 5, 10 e 20 mm. . . . .	120
4.26	Contornos de radiação incidente na superfície da fornalha(escala constante) junto à localização da fuga, na simulação da ocorrência de fugas de vapor com diâmetros de 5, 10 e 20 mm. . . . .	120
4.27	Variações do Parâmetro $R$ para as 3 intensidades de sujamento simuladas na Superfície A5 (valores médios das várias simulações efectuadas para cada caso). . . . .	122
4.28	Variações do Parâmetro $R$ para as 3 intensidades de sujamento simuladas na Superfície B5 (valores médios das várias simulações efectuadas para cada caso). . . . .	122
4.29	Variações do Parâmetro $R$ para as 3 intensidades de sujamento simuladas na Superfície C5 (valores médios das várias simulações efectuadas para cada caso). . . . .	123
4.30	Variações do Parâmetro $r$ para as 3 intensidades de fugas de vapor simuladas na Superfície A5 (valores médios das várias simulações efectuadas para cada caso). . . . .	123
4.31	Variações do Parâmetro $r$ para as 3 intensidades de fugas de vapor simuladas na Superfície B5 (valores médios das várias simulações efectuadas para cada caso). . . . .	124
4.32	Variações do Parâmetro $r$ para as 3 intensidades de fugas de vapor simuladas na Superfície C5 (valores médios das várias simulações efectuadas para cada caso). . . . .	124
5.1	Funções de activação <i>logsig</i> e <i>tansig</i> . . . . .	128
5.2	Processo de treino para a rede de avaliação. Uma rede sobredimensionada leva à ocorrência precoce de <i>overfitting</i> e à paragem do treino. . . . .	139

5.3	Processo de treino para a rede de avaliação. Neste caso decorre um número suficiente de iterações para que a rede obtenha um desempenho satisfatório sem prejuízo da sua capacidade de generalização. . . . .	140
5.4	Processo de treino para a rede de classificação do sujamento. Compare-se o número de iterações e o erro estimado da rede com os exemplos das figuras anteriores. . . . .	141
5.5	Diagnóstico de uma situação sem ocorrência de sujamento: probabilidades calculadas no Segmento A. . . . .	142
5.6	Diagnóstico de uma situação sem ocorrência de sujamento: probabilidades calculadas no Segmento B. . . . .	142
5.7	Diagnóstico de uma situação sem ocorrência de sujamento: probabilidades calculadas no Segmento C. . . . .	143
5.8	Diagnóstico de um sujamento de severidade III situado na Superfície A5: probabilidades calculadas no Segmento A. . . . .	143
5.9	Diagnostico de um sujamento de severidade III situado na Superfície A5: probabilidades calculadas no Segmento B. . . . .	144
5.10	Diagnostico de um sujamento de severidade III situado na Superfície A5: probabilidades calculadas no Segmento C. . . . .	144
5.11	Diagnóstico de um sujamento de severidade I situado na Superfície C7: probabilidades calculadas no Segmento A. . . . .	145
5.12	Diagnostico de um sujamento de severidade I situado na Superfície C7: probabilidades calculadas no Segmento B. . . . .	145
5.13	Diagnostico de um sujamento de severidade I situado na Superfície C7: probabilidades calculadas no Segmento C, tipicamente inferiores às obtidas nos segmentos superiores. . . . .	146
5.14	Processo de treino para a rede de classificação de fugas de vapor. . . . .	147
5.15	Diagnóstico de uma fuga de vapor de severidade I situada na Superfície B1: probabilidades calculadas no Segmento A. . . . .	148
5.16	Diagnóstico de uma fuga de vapor de severidade I situada na Superfície B1: probabilidades calculadas no Segmento B. . . . .	148
5.17	Diagnóstico de uma fuga de vapor de severidade I situada na Superfície B1: probabilidades calculadas no Segmento C. . . . .	149
5.18	Diagnóstico de uma fuga de vapor de severidade II situada na Superfície B1: probabilidades calculadas no Segmento A. . . . .	149
5.19	Diagnóstico de uma fuga de vapor de severidade II situada na Superfície B1: probabilidades calculadas no Segmento B. . . . .	150
5.20	Diagnóstico de uma fuga de vapor de severidade II situada na Superfície B1: probabilidades calculadas no Segmento C. É visível o erro cometido pelo sistema de diagnóstico. . . . .	150



# Lista de Tabelas

2.1	Transformações típicas em vários sistemas de diagnóstico. . . . .	75
2.2	Comparação de vários métodos de diagnóstico. . . . .	76





# Capítulo 1

## Introdução

### 1.1 Considerações Preliminares

A Natureza está repleta de sistemas de diagnóstico. Embora esta afirmação possa parecer estranha no presente contexto e o conceito de diagnóstico careça ainda aqui de definição, é inegável que mecanismos de verificação de processos vitais estão presentes em qualquer ser vivo, desde os mais simples organismos unicelulares até aos mamíferos superiores de que os humanos são discutivelmente os mais evoluídos representantes. Esses mecanismos existem desde os primórdios da História da vida, podendo-se mesmo dizer que são indissociáveis da sua génese. De facto, recorrendo a uma das definições convencionais de vida que utiliza como critério algo restritivo a capacidade de auto-replicação, é evidente que a sua viabilidade dependeria desde logo da conformidade das réplicas geradas. Neste contexto, as falhas dos processos de diagnóstico associados à replicação não são mais que a força motriz da própria evolução, ao permitir mutações sujeitas à selecção natural.

À medida que cresceu a complexidade biológica também a complexidade e o número de processos vitais aumentou, concomitantemente com os respectivos sistemas de regulação. Depois de milhões de anos de evolução, a maioria dos organismos contemporâneos incorpora inúmeros mecanismos de *biofeedback* que são muitíssimo mais sofisticados e eficazes que qualquer equivalente artificial. Considere-se a título de exemplo o sistema nervoso vegetativo (ou autónomo), nas suas componentes simpática e parassimpática. Estas são responsáveis pela recepção e análise dos estímulos a que o organismo está submetido e consequentemente por funções tão importantes como o controlo da pressão arterial, da temperatura corporal ou de secreções várias. Os referidos estímulos são recolhidos através de variadíssimos sensores químicos e biomecânicos perfeitamente análogos àqueles com que qualquer cientista ou engenheiro está familiarizado.

Como seria de esperar, mesmo as formas mais incipientes de tecnologia, sejam elas de origem proto-humana ou mesmo animal, implicam a avaliação mesmo que inconsciente e rudimentar das relações de causalidade entre determinada acção e as suas consequências, nomeadamente no que à manufactura e/ou utilização de ferramentas diz respeito.

Atente-se no exemplo de um *Homo Habilis*, ocupado a talhar um utensílio de pedra em plena savana africana há milhões de anos. Mais ainda que nos vários casos de animais capazes de utilizar ferramentas rudimentares, este antepassado da espécie humana seria capaz de prever quais os movimentos correctos a imprimir ao percussor de modo a remover as lascas de pedra com o tamanho e a localização adequadas (uma versão pré-histórica de corte por arranque de apara). Observaria ainda o resultado obtido, corrigindo os movimentos se

necessário, incorporando também eventuais vantagens adicionais observadas e recomeçando em último caso com nova matéria-prima. Não efectuaria assim mais que um diagnóstico ao próprio processo de fabrico, necessitando além disso de avaliar continuamente o desempenho da ferramenta ao longo do seu tempo de utilização, de modo a determinar o momento a partir do qual seria necessária a sua manutenção ou substituição, afiando os gumes ou recomeçando o processo.

A evolução, actuando desta vez não só a nível biológico mas também em termos culturais e tecnológicos, originou então um aumento cada vez mais rápido tanto das capacidades da espécie para controlar o seu meio ambiente como da própria complexidade dos seus artefactos. Este efeito foi ainda fortemente potenciado inicialmente através do aparecimento de sistemas de linguagem (nomeadamente verbal) eficientes, permitindo a transmissão do conhecimento de geração para geração, e mais tardiamente e de forma muito mais evidente através da invenção da escrita, com as vantagens inerentes.

Longe de abrandar, o ritmo de inovação tecnológica e consequente aumento de complexidade tanto de processos como de produtos tem vindo a registar uma aceleração crescente desde o início da Revolução Industrial na Grã-Bretanha do século XVIII, com a consequente complexificação dos meios de diagnóstico necessários para garantir o correcto funcionamento dos equipamentos. A espécie humana encontra-se actualmente face ao paradoxo de possuir teoricamente a possibilidade de se libertar da maioria das contingências naturais passíveis de fazer perigar a sua sobrevivência, mas por outro lado de pela primeira vez na sua história ter uma influência nefasta mensurável e potencialmente desastrosa sobre o seu meio ambiente, aliada a meios tecnológicos capazes de precipitar a sua auto-destruição. Neste contexto, a necessidade de meios e sistemas de diagnóstico e controlo é por demais evidente.

A dicotomia referida no parágrafo anterior pode ser ilustrada por dois dos maiores símbolos tecnológicos do século XX, o foguetão e a energia nuclear. Utilizados na propulsão de engenhos espaciais, o actual foguetão químico e os seus sucessores futuros (eventualmente nucleares) abrem à Humanidade a porta para a sua viabilidade a muito longo prazo. Por seu lado, embora pouco consensuais principalmente devido aos resíduos radioactivos que originam, as actuais centrais de fissão nuclear fornecem uma alternativa credível aos combustíveis fósseis, nomeadamente à luz dos requisitos cada vez mais draconianos relativos à emissão de poluentes. Apesar destes benefícios, a utilização conjunta de ambas as tecnologias materializa-se no míssil nuclear intercontinental. Tratando-se de alguns dos mais complexos artefactos jamais criados, é impossível monitorizar, avaliar e controlar a sua operação rotineira sem o recurso aos mais avançados sistemas de diagnóstico disponíveis. A principal questão acerca de um acidente como o de Chernobyl não reside na possibilidade de voltar a ocorrer, já que essa é virtualmente certa, mas sim na sua gravidade e no momento da sua ocorrência. Cabe aos sistemas de diagnóstico e controlo minimizar o mais possível as suas consequências, senão evitar que ocorra.

## 1.2 Âmbito do Trabalho

Tornou-se um lugar-comum dizer que a sociedade moderna é uma sociedade de consumo, em que relações mais ou menos complexas entre oferta, procura e preços impulsionam a economia. O propósito último de qualquer actividade resume-se à produção de determinado bem ou serviço de modo a conseguir potencial (sob formas variadas mas no essencial monetariamente) necessário à aquisição desses mesmos, ou de outros, bens e serviços.

Qualquer bem ou serviço pode obviamente apresentar erros ou falhas, independentemente da sua natureza. Alguns produtos apresentam falhas desde o momento do seu fabrico, enquanto que outras falhas surgem no decorrer da sua utilização. Outras falhas ainda são detectadas mas ignoradas por não representarem perigo ou por não interferirem de nenhum modo com a utilização, podendo algumas nunca chegar sequer a ser descobertas. Nalguns casos, eventualmente mais graves porque menos desculpáveis, as falhas são até inerentes ao próprio projecto.

Embora a própria essência da famigerada sociedade de consumo obrigue a uma contínua substituição de equipamentos, não deixam por isso de existir muitos casos nos quais por motivos vários essa substituição não é desejável ou sequer exequível. Este ponto será tanto mais sensível quanto mais elevados forem os custos da substituição, mormente nos casos em que estão potencialmente envolvidas vidas humanas, por definição sem preço e obviamente insubstituíveis. Excepto nestes casos extremos é necessário algum mecanismo de reparação que permita continuar com a utilização do produto, o que implica a detecção e a compreensão da natureza da falha ou avaria.

A importância de um sistema de monitorização e diagnóstico adequado em qualquer processo industrial é assim por demais evidente. Considerando especialmente os custos cada vez maiores de aquisição e operação dos equipamentos, é particularmente desejável um aumento da disponibilidade e da fiabilidade destes últimos, embora não apenas por motivos económicos. Basta mais uma vez considerar as terríveis consequências humanas que qualquer acidente industrial grave pode ter para ilustrar este facto de forma inequívoca.

Já foi referido na secção anterior o aumento progressivo e paralelo de complexidade tanto dos equipamentos industriais como dos respectivos meios de diagnóstico. Estes evoluíram gradualmente da simples inspecção visual directa até aos actuais sistemas integrantes de inteligência artificial capazes de processar automaticamente *inputs* sensoriais, passando por uma extensa fase intermédia em que as avaliações de diagnóstico e consequentes decisões de controlo se baseavam na leitura (remota ou local), efectuada pelo operador, de sensores e indicadores vários. No entanto, independentemente do tipo de diagnóstico, existem sempre alguns aspectos fundamentais, com determinada sequência.

A utilização do produto leva à ocorrência de algum tipo de comportamento anómalo da sua parte, interpretado como falha. Assume-se de forma mais ou menos natural conforme as evidências disponíveis que a avaria se localiza no equipamento, muito embora a hipótese da falha poder residir no utilizador ou no sistema de diagnóstico não possa nem de facto deva ser descartada antes das verificações necessárias terem sido efectuadas. Em qualquer dos casos, esteja a falha por um lado no produto ou processo, ou por outro no diagnóstico, a situação deve ser esclarecida de forma a possibilitar a tomada das decisões e acções necessárias à sua resolução, competindo essa função aos sistemas de diagnóstico.

Um âmbito de aplicação óbvio, além de simultaneamente mais abrangente e ilustrativo, das metodologias e sistemas de diagnóstico torna-se evidente se forem considerados como parte integrante de um sistema de manutenção industrial [1].

O conceito de manutenção industrial como processo planificado, organizado e sistemático não é tão antigo como se poderia imaginar. A necessidade de se proceder a reparações quando da ocorrência de avarias que a isso obriguem é inevitável em qualquer contexto industrial. Por outro lado, a prática de recorrer a intervenções periódicas preventivas planificadas (precisamente aquilo que qualquer leigo definirá como manutenção), por intuitiva e evidente que possa parecer, é relativamente recente.

Os primeiros exemplos de implementação de sistemas organizados de manutenção remon-

tam *grosso modo* à década de 1930, nomeadamente nos Estados Unidos e no norte da Europa. Isto é tudo menos surpreendente se atendermos a que se trata precisamente dos países cuja industrialização é mais antiga. De certo modo, o nível de organização da manutenção reflectirá o estágio de desenvolvimento industrial de um país, já que a partir do momento em que começa a ocorrer o envelhecimento de equipamentos e instalações surge a necessidade de uma racionalização das técnicas e dos procedimentos de manutenção. Esta passa então a ser definida como a conservação de todos os equipamentos, de forma que todos estejam em condições óptimas de operação quando solicitados ou, em caso de defeitos, estes possam ser reparados da maneira mais rápida e tecnicamente correcta. A ideia básica por detrás do destaque conferido à manutenção é que não basta investir e implantar um sistema produtivo: é necessário que o tempo de utilização anual do sistema em condições de produção próximas da máxima seja o maior possível, optimizando simultaneamente tanto a duração de vida útil como os custos.

Estes incipientes sistemas de manutenção materializavam a sua forma mais óbvia e primária, denominada manutenção correctiva, consistindo simplesmente na reparação dos equipamentos após avaria. Constitui a forma mais cara de manutenção quando encarada do ponto de vista total do sistema, por oposição a outros tipos ainda por referir. A manutenção correctiva conduz essencialmente a baixas utilizações anuais dos equipamentos e máquinas (e consequentemente das cadeias produtivas) bem como a uma diminuição da vida útil dos mesmos e das instalações. É obviamente impossível eliminar completamente este tipo de manutenção, pela dificuldade de prever na maioria dos casos o momento exacto em que se verificará uma falha passível de exigir manutenção correctiva de emergência.

É legítimo perguntar em que medida a manutenção correctiva constituiu um progresso em relação às reparações pontuais praticadas anteriormente ao seu aparecimento. Muito embora as tarefas desempenhadas coincidam, a diferença reside no enquadramento das mesmas, já que a existência de uma organização correctiva permite optimizar os processos de reparação.

O referido enquadramento caracteriza-se tipicamente pela disponibilidade de pessoal treinado e com acesso a reciclagens e actualizações periódicas, dos meios materiais necessários (aparelhos de medição e teste adaptados aos equipamentos existentes, ferramentas necessárias para todos os tipos de intervenção necessários, manuais detalhados de manutenção correctiva, desenhos detalhados e actualizados dos equipamentos e dos circuitos que correspondam às instalações, etc.), de um *stock* mínimo de peças de substituição, de registos de falhas, tempos de reparação e de perdas de produção, bem como dos contratos de garantia eventualmente necessários à interface com fornecedores de equipamento ou peças.

As limitações óbvias da manutenção correctiva, agravadas pela crescente complexidade das tarefas a desempenhar no seu âmbito, conduziram a uma nova evolução do conceito de manutenção, no qual em vez de esperar que as avarias se manifestassem se tomariam antecipadamente medidas destinadas a minimizar o mais possível tanto a sua ocorrência como as suas consequências, em termos de disponibilidade e de rendimento dos equipamentos. Estas medidas, designadas manutenção preventiva, baseiam-se essencialmente em estudos estatísticos e em dados fornecidos pelos fabricantes dos vários equipamentos.

De entre as suas vantagens sobressaem a diminuição do número total de intervenções correctivas (com principal incidência em momentos especialmente inoportunos como períodos nocturnos, fins-de-semana, ou períodos críticos de produção e distribuição), aligeirando o custo desse tipo de manutenção, bem como aumentos consideráveis da taxa de utilização anual dos sistemas de produção.

Considerando as vantagens óbvias que possibilita, não surpreende que a manutenção pre-

ventiva seja algo mais exigente que a preventiva em termos operacionais de modo a exprimir plenamente as suas potencialidades. Pressupõe a existência de uma entidade de planeamento da manutenção, muitas vezes com a designação de Gabinete de Métodos, composta pelos elementos mais altamente qualificados em manutenção. Este gabinete tem funções de preparação, racionalização e optimização de todas as acções. A documentação necessária tende a ser mais abrangente, consistindo usualmente em manuais de manutenção (fornecidos pelos fabricantes) e de pesquisa de falhas (muitas vezes elaborada pelo próprio gabinete), em catálogos construtivos dos equipamentos e em desenhos de projecto actualizados. É também usual a existência de vários tipos de fichas contendo informações várias. As fichas de histórico incluem tipicamente registos como as manutenções efectuadas e defeitos encontrados, bem como os tempos de reparação. É recomendável a existência de um serviço de controlo, com a função de calcular dados estatísticos destinados à avaliação dos vários parâmetros produtivos relevantes, nomeadamente referentes à confiabilidade e desempenho dos equipamentos.

A iteração seguinte, por assim dizer, no processo evolutivo dos processos de manutenção, introduziu refinamentos adicionais relativamente à manutenção preventiva. Relembre-se o objectivo desta última de prevenir ou pelo menos minimizar os efeitos de falhas e avarias através de intervenções periódicas. Facilmente se percebe que estas mesmas medidas, embora indubitavelmente benéficas em princípio e muitíssimo úteis se comparadas com o paradigma anterior de manutenção puramente correctiva, poderiam também ser potencialmente inúteis obrigando a uma paragem desnecessária mesmo que programada de um equipamento perfeitamente em condições de cumprir as suas funções, com os consequentes custos tanto em quebra de produção como na própria manutenção. Além disso, devido à natureza estocástica de vários tipos de avaria, uma manutenção preventiva baseada em tempos ou ciclos de utilização pode ter efeitos apenas marginalmente benéficos e por vezes até francamente nefastos. É por isso muito mais racional avaliar de algum modo o estado do equipamento (independentemente dos planos prévios de manutenção) e planear as intervenções com base nessa avaliação.

Uma melhoria óbvia em relação a este modelo passaria então por um estudo dos parâmetros que melhor caracterizassem a operação de determinado equipamento ou sistema, de modo a permitir avaliar em cada momento do ciclo produtivo o seu estado. Surge assim outro modelo denominado como manutenção predictiva. Este não consiste em mais que do operações realizadas com base em modificações dos referidos parâmetros, ditos de condição ou de desempenho, obedecendo a métodos sistemáticos. Pretende-se desse modo conseguir a operação contínua dos equipamentos pelo maior intervalo de tempo possível.

Esta evolução está ainda em curso (já que a manutenção preventiva ainda prevalece numa larga maioria dos casos) e consiste de facto na primeira quebra de paradigma em relação à manutenção tradicional (*i.e.* correctiva e preventiva), sendo tanto mais intensiva a sua implementação quanto mais sofisticados forem os equipamentos. Estes possuem de forma crescente tanto funções que permitem uma auto-avaliação confiável dos respectivos parâmetros de funcionamento (incorporando por isso algum tipo de sistema de diagnóstico) como a capacidade de recolher medições susceptíveis de fornecer esse tipo de dados a um sistema externo.

O processo de manutenção predictiva consiste por isso essencialmente no estabelecimento criterioso de um valor crítico para determinada variável monitorizada com a periodicidade julgada necessária. Quando o grau de degradação associado à evolução desse parâmetro se aproxima ou atinge o limite estabelecido, é tomada uma decisão de intervenção. Este tipo de acompanhamento permite normalmente a preparação prévia das intervenções, bem como de outras decisões e alternativas relacionadas com a produção.

De modo a exprimir na totalidade as suas potencialidades, a manutenção predictiva deve

assentar nalguns pressupostos. Como já foi referido, os equipamentos, sistemas ou instalações devem permitir algum tipo de monitorização ou medição, devendo obviamente as falhas ser oriundas de causas passíveis de ser monitorizadas. Mais ainda que nos tipos de manutenção anteriores, os custos da intervenção e consecutiva paragem produtiva devem ser criteriosamente analisados contrapondo com os custos da degradação crescente abaixo de níveis críticos. É por outro lado fundamental que a mão-de-obra da manutenção seja bem treinada, já que neste âmbito se exige algo mais que simples medições, por ser necessária a análise de resultados e tendências de forma a apresentar diagnósticos. A manutenção predictiva é muitas vezes referida não por esta designação, mas por outra consagrada pelo uso que não é mais que o seu equivalente anglo-saxónico, *Condition Based Maintenance*(CBM).

Algumas fontes adicionam uma *nuance* ao conceito de manutenção predictiva sob o nome de manutenção detectiva, definida como sendo a actuação sobre sistemas de modo a detectar falhas ocultas ou não-perceptíveis aos operadores e pessoal de manutenção. A identificação dessas falhas é primordial para garantir a confiabilidade e logo a disponibilidade dos equipamentos. Em sistemas complexos, essas acções só devem ser levadas a cabo por pessoal da área de manutenção devidamente treinado e habilitado, eventualmente coadjuvado pelos operadores. À luz da cada vez maior utilização de computadores digitais em instrumentação e controle de processo nos mais diversos tipos de indústrias, a principal diferença entre manutenção predictiva e detectiva reside no nível de automação presente. Na primeira, como já referido, o diagnóstico efectua-se a partir da medição de parâmetros, enquanto que na manutenção detectiva o diagnóstico é obtido de forma directa a partir do processamento das informações recolhidas no próprio equipamento, sistema ou instalação. Não se pode obviamente deixar de considerar a possibilidade, embora em princípio mais remota, de falha nos próprios sistemas de detecção de falhas. Resulta em qualquer dos casos uma forte redução dos número de paragens indesejadas por via de manutenções não programadas.

A crescente integração de todos os aspectos do processo produtivo numa estrutura abrangente e coerente não se alheia obviamente da problemática da manutenção, o que do seu ponto de vista gera uma segunda quebra de paradigma. Este novo conceito designa-se por Engenharia de Manutenção. Englobando a maioria dos conceitos expostos acima e nomeadamente integrando as tendências mais recentes, a prática da Engenharia de Manutenção privilegia a procura de causas básicas e a modificação de situações permanentes de mau desempenho. A resolução contínua de avarias e problemas crónicos desaparece em detrimento de técnicas avançadas de diagnóstico passíveis de isolar e eliminar as causas últimas que estão na raiz de cada avaria.

Pretende ainda melhorar pontos como a facilidade de manutenção e diagnóstico dos equipamentos. Estes aspectos não eram até há relativamente pouco tempo considerados senão após a integração da maquinaria nos seus locais de funcionamento. É no entanto essencial considerar esses aspectos desde a fase do respectivo projecto caso se pretenda de facto melhorar a diagnosticabilidade. Eventuais custos adicionais tanto em termos de projecto como de complexidade acrescida do equipamento ou do *hardware* suplementar necessário serão em princípio facilmente amortizáveis posteriormente, ao longo da vida útil da maquinaria. É perfeitamente claro que uma implantação fabril convenientemente projectada desde logo com vista a uma boa diagnosticabilidade, integrando tanto quanto possível maquinaria cujo projecto tenha obedecido a esse mesmo imperativo, apresentará problemas de diagnóstico e controlo significativamente reduzidos face a instalações tradicionais. É precisamente no âmbito da manutenção predictiva e mormente na Engenharia de Manutenção que os sistemas de diagnóstico encontram as suas aplicações mais óbvias, face ao exposto acima.



É evidente que, dos vários tipos de manutenção, nem a correctiva nem a preventiva têm qualquer necessidade de integrar um sistema de diagnóstico, visto não possuírem nenhum requisito de acompanhamento de parâmetros operativos. Em contraste, no que aos tipos de manutenção mais avançados diz respeito, a monitorização de parâmetros-chave é uma condição *sine qua non* da sua implementação. Considerando a dificuldade não só de adquirir, armazenar, tratar e avaliar um volume (maior ou menor conforme o equipamento, sistema ou instalação mas em princípio considerável) de dados provenientes da instrumentação, mas principalmente de tomar decisões potencialmente críticas tipicamente em intervalos de tempo muito curtos relativamente a operações várias que não apenas de manutenção, a importância de um sistema de diagnóstico torna-se clara.

A utilidade dos sistemas de diagnóstico não se esgota de todo na problemática da manutenção. Relembrem-se as considerações tecidas anteriormente acerca da sociedade de consumo e da substituição contínua de bens variados. Estas têm sem dúvida a sua pertinência relativamente tanto ao que nalguns contextos se denominaria por consumíveis como a muito equipamento do dia-a-dia, mas o *hardware* mais complexo ou principalmente mais oneroso não será propriamente encarado como sendo descartável. Mesmo que não sejam parte integrante desses aparelhos, os locais de reparação possuirão certamente meios de diagnóstico mais ou menos avançados (geralmente tanto mais quanto mais complexo ou *high tech* for o equipamento) de modo a obviar sempre que possível à sua substituição.

Será assim provavelmente maior o número de sistemas implantados *per se* do que o daqueles que se encontram integrados em sistemas globais de controlo e optimização, dos quais a manutenção é tipicamente apenas um módulo. O ênfase dado até aqui no presente texto às aplicações industriais resulta em parte de estas últimas explicitarem de forma mais eloquente tanto as potencialidades como os constrangimentos com que os sistemas de diagnóstico são confrontados, em virtude da exigência e complexidade que caracterizam tipicamente os ambientes industriais. Estes fornecem por outro lado uma boa ilustração da problemática dos custos e benefícios essencialmente económicos dos sistemas de diagnóstico, cuja importância é muitíssimo menos acentuada noutros contextos.

É indubitável que a implementação de um sistema de diagnóstico, tanto num equipamento isolado como de forma completamente integrada numa implantação fabril, implica custos, sejam eles no projecto, no *hardware* ou na mão-de-obra adicionais necessários, na instrumentação que pode não estar presente *a priori* ou mesmo na manutenção do próprio sistema. A situação é de facto bastante semelhante à da Qualidade, que também ela implica custos outros que não puramente de aquisição ou produtivos. Em qualquer dos dois casos, estes custos devem ser criteriosamente avaliados face aos benefícios potenciais, não sendo estes mais que os custos associados às falhas que se pretende que não ocorram com a implementação das metodologias em causa.

Embora razoavelmente intuitivos e familiares para qualquer leitor com *background* nas áreas de Gestão e Engenharia Industrial, esclarecimentos adicionais acerca dos sucessivos paradigmas de manutenção e problemáticas associadas podem ser encontrados nas referências [1] e [2], em que se baseiam no essencial os parágrafos acima.

### 1.3 Objectivos do Trabalho

O objectivo do presente trabalho consiste essencialmente no desenvolvimento de um sistema pericial destinado à supervisão de fornalhas industriais. Este sistema pericial deverá ser

capaz de determinar o estado de funcionamento de uma fornalha, através da avaliação de parâmetros a seleccionar. Para esta aplicação em particular, variáveis como o estado de sujamento das paredes, a existência de eventuais fugas de vapor ou sobreaquecimentos ou ainda a determinação da respectiva eficiência instantânea podem ser adequadas. Não partindo de qualquer pressuposto nem relativamente à estrutura do sistema de diagnóstico nem às variáveis a medir de forma a avaliar os parâmetros supracitados, é evidente a necessidade de passar em revista as opções disponíveis.

Uma das primeiras opções a tomar estará relacionada com a escolha do tipo de sistema de diagnóstico, interessando determinar quais os principais tipos e famílias existentes. A razão de ser destas divisões estará em princípio relacionada tanto com as características essenciais dos processos físicos que podem ocorrer nas várias aplicações a considerar como com as funcionalidades que se pretenda que o sistema apresente.

Visto um conhecimento suficientemente detalhado das características físico-químicas dos sistemas em estudo ser essencial à selecção do tipo e família de sistema de diagnóstico, será importante efectuar um estudo detalhado dessas mesmas características e propor regras e metodologias adequados à sua avaliação. Este estudo não terá necessariamente de se restringir apenas aos processos passíveis de ocorrer em fornalhas, podendo também considerar outras variáveis presentes em Termofluidos, de modo a conferir tanto quanto possível alguma abrangência suplementar às metodologias e ao sistema.

Partindo do conhecimento tanto das opções disponíveis em termos de sistemas de diagnóstico como acerca dos processos físicos, proceder-se-á a um estudo detalhado do equipamento cujo diagnóstico terá de ser efectuado. Para o efeito, far-se-á um levantamento das suas características, identificando-se as variáveis relevantes para a avaliação da sua condição através da utilização das metodologias anteriormente apresentadas. Serão descritas as metodologias adoptadas bem como os vários modelos matemáticos utilizados.

Após a implementação do sistema serão apresentados e discutidos os resultados obtidos de modo a tirar as conclusões necessárias sobre o trabalho.

## 1.4 Revisão Bibliográfica

A implementação de metodologias de diagnóstico é indissociável do contexto onde se pretende que estas sejam aplicadas, o que implica um estudo detalhado tanto das opções disponíveis para a concretização do processo como, inevitavelmente, das características dos processos físico-químicos em presença.

O estudo dos fenómenos que caracterizam a operação de fornalhas industriais, tanto em termos do próprio processo de queima dos diferentes combustíveis como dos fenómenos resultantes, tem vindo a ser efectuado de forma continuada desde o aparecimento desses equipamentos no século XVIII. Partindo de uma situação caracterizada por uma ausência quase completa de fundamentação analítica e por uma escassez de dados e experiência empíricos adequados, o aumento de conhecimento acerca dos processos citados tem acompanhado a par e passo (e em parte impulsionado) o desenvolvimento das ciências físico-químicas, nomeadamente da Química, da Termodinâmica e da Mecânica dos Fluidos, até aos nossos dias, em que continuam estudos dedicados a aspectos mais complexos dessas problemáticas, de que a turbulência é um exemplo entre muitos.

O substrato teórico necessário à implementação de metodologias de diagnóstico foi assim sucessivamente enriquecido, evolução esta que não foi acompanhada pelo desenvolvimento



das metodologias propriamente ditas, muito por falta de evolução dos meios de aplicação prática das mesmas. A supervisão e diagnóstico das instalações industriais de Termofluidos ficou assim maioritariamente entregue, ao longo dos seus mais de 200 anos de existência, ao julgamento baseado na experiência de operadores humanos coadjuvados por instrumentação mais ou menos adequada para o efeito, essencialmente devido ao aumento da complexidade dos equipamentos e processos.

Muito embora não constituindo por si mesmos sistemas de diagnóstico no sentido estrito definido no âmbito do presente trabalho, os primeiros exemplos de ferramentas de diagnóstico desenvolvidas com o objectivo de quantificar parâmetros e tendências processuais remontam à década de 1930, mais concretamente às primeiras utilizações de cartas de controlo [3], amplamente utilizadas até à actualidade em aplicações de controlo da qualidade e num certo número de variantes como cartas de soma cumulativa [4], ou mais recentemente e de forma generalizada como cartas SPC (*Statistical Process Control*) [1, 2].

Apesar da sua utilização continuada, o referido aumento de complexidade dos equipamentos e processos, e consequentemente do número de parâmetros a monitorizar, torna a utilização destas técnicas inviável para a maioria das aplicações consideradas neste âmbito, apesar de alguns desenvolvimentos assentes na utilização de análise multi-variável, cujos fundamentos remontam ao princípio do século XX [5].

O verdadeiro início da implementação de sistemas de diagnóstico tais como entendidos no presente contexto não podia deixar de estar relacionado com o aparecimento do computador, já que apenas este tipo de equipamento permite uma gestão adequada das enormes quantidades de informação de vários tipos necessária à tarefa. Não surpreende por isso que as primeiras aplicações de ferramentas computacionais a problemas de diagnóstico numa base industrial date da mesma altura em que os computadores fizeram a sua aparição nesse enquadramento, *grosso modo* em finais da década de 60 e início da de 70.

O início da aplicação de ferramentas informáticas coincidiu tanto com um reconhecimento cabal da necessidade de implementação de sistemas de diagnóstico em caldeiras e fornalhas industriais [6] como com as primeiras tentativas de modelização matemática desses equipamentos com vista a aplicações computacionais [7].

É importante salientar que, tal como referido quando das considerações tecidas acerca do âmbito do trabalho, a utilização de um sistema de diagnóstico se destina no essencial a aumentar a disponibilidade e a confiabilidade dos equipamentos, bem como a melhorar o seu desempenho e a diminuir os respectivos custos de operação, tanto intrínsecos ao equipamento como associados a combustíveis ou emissões poluentes.

Nesse sentido, os avanços conseguidos na caracterização empírica e/ou teórica dos fenómenos relevantes encontrariam uma aplicação imediata se integrados em sistemas de diagnóstico que medissem e monitorizassem as variáveis-chave em cada um dos processos envolvidos, ou alternativamente se utilizados no desenvolvimento de modelos matemáticos passíveis de simular o comportamento dos mesmos sistemas.

Interessa por esse motivo identificar de forma mais precisa quais os parâmetros a acompanhar no presente enquadramento e quais as técnicas candidatas a serem utilizadas para o efeito.

Foi estabelecido quando da exposição dos objectivos do trabalho que em virtude de experiência adquirida em trabalhos anteriores, a avaliação da ocorrência de fenómenos como o sujamento das paredes ou a existência de eventuais fugas de vapor, ou ainda a determinação de eficiências instantâneas, poderia ser adequada na caracterização do estado de condição de fornalhas e caldeiras. Visto essa conclusão se basear em trabalhos anteriores, é pertinente

passar em revista a bibliografia relacionada com a avaliação destes parâmetros, numa primeira fase, e posteriormente a relacionada com os métodos analíticos, matemáticos e informáticos necessários à implementação dos processos de diagnóstico. Saliente-se no entanto que a presente secção não pretende entrar em níveis de detalhe considerados mais adequados a uma fase de análise mais detalhada das opções discutidas em termos de estratégia de diagnóstico e respectiva implementação, de modo que a maioria das referências citadas no presente trabalho se encontra referida nas secções em que estas serão quicá mais pertinentes do que na presente secção de revisão bibliográfica. Nessa óptica, pretende-se aqui essencialmente fornecer um enquadramento contextual e histórico das problemáticas associadas ao problema do diagnóstico em fornalhas e caldeiras, que serviu de base à sequência do trabalho desenvolvido.

Considerando que o objectivo último de uma caldeira ou de uma fornalha é promover uma transferência de calor, regra geral entre o combustível e algum tipo de fluido operante, facilmente se conclui que, dos fenómenos citados como relevantes, aquele que se revestirá de uma maior importância será o sujamento das paredes em virtude de interferir directamente com o processo na própria superfície de contacto e logo de transferência de calor [8].

A avaliação do fenómeno de sujamento tem passado pelo estudo dos diferentes aspectos dos seus mecanismos físico-químicos [9], da estrutura física dos depósitos [10], da relação com outros parâmetros do sistema [11] ou da origem do combustível [12]. Foi por outro lado estabelecido que o sujamento afecta a eficiência da caldeira através de vários parâmetros, nomeadamente a emissividade, espessura, estrutura e condutividade do depósito [13, 14], ou os parâmetros físico-químicos do combustível, dos gases de combustão e das partículas sólidas [15].

É acima de tudo evidente tanto a grande complexidade dos parâmetros envolvidos como a sua extrema interdependência tanto espacial como temporal, o que torna evidentemente difícil tanto a redução como o diagnóstico adequado dos fenómenos de sujamento [16].

A aplicação de um sistema de diagnóstico de sujamento de paredes obedece em última análise a imperativos económicos mais do que propriamente estritamente operativos, na medida em que este fenómeno afecta a eficácia com que a queima de combustível exerce o trabalho pretendido sobre o fluido operante, com os custos inerentes. Um diagnóstico do fenómeno visa por isso uma avaliação tanto dos custos dessa degradação de eficiência como de custos resultantes de intervenções correctivas, independentemente de estas obrigarem ou não a colocar o equipamento *offline*.

De modo a proceder à implementação de metodologias de diagnóstico de sujamento, importa obviamente estabelecer quais os critérios de avaliação a utilizar, *i.e.* quais parâmetros relevantes na avaliação da ocorrência e severidade do fenómeno.

A problemática de caracterização e monitorização do processo de sujamento preenche uma extensa lista de bibliografia, estando disponíveis alguns artigos de *overview* bastante úteis [17], passando em revista tantos os mecanismos físico-químicos presentes como os modelos matemáticos e a instrumentação disponíveis.

A metodologia adoptada no presente trabalho assenta essencialmente na medição de fluxos de calor nas paredes em que ocorre o sujamento, tendo sido referida sem alterações relevantes por diversos autores em várias publicações [8, 17, 18]. As respectivas exposição e implementação, incluindo algumas simplificações a efectuar na elaboração de um modelo teórico, encontram-se discutidas nos Capítulos 3 e 4 da presente dissertação, em que as metodologias são discutidas e implementadas.

A aplicação da medição de fluxos de calor como variáveis de diagnóstico no contexto do presente trabalho foi por sua vez motivada por estudos anteriores, precisamente no âmbito

do desenvolvimento de sensores adequados a essas medições, que demonstraram a viabilidade dessa abordagem [19–23].

Já foi referido que outro dos fenómenos cujo diagnóstico é importante efectuar lidando com fornalhas e caldeiras é a ocorrência de fugas de vapor. A justificação para o diagnóstico desta ocorrência é sem qualquer surpresa semelhante à do fenómeno de sujamento, por via mais uma vez de alterações de eficiência do equipamento. De facto, o aparecimento de fugas de vapor dentro de uma instalação destinada à sua produção é um indício indesmentível e gravoso de degradação do equipamento. Esta degradação poderia possivelmente ter sido evitada caso tivessem sido tomadas medidas correctivas adequadas, embora a ocorrência possa ser algo difícil de prever e *a fortiori* de evitar. Uma avaliação da sua severidade e localização é essencial em tomadas de decisão tais como parar o equipamento e proceder a reparações ou continuar com a operação do mesmo apesar da ocorrência de fugas incipientes (e por isso com efeitos detriminentais desprezáveis ou pelos menos aceitáveis) julgadas pouco prováveis de piorar. Por outro lado, fugas de grande severidade causam alterações de comportamento tão graves e evidentes que não precisam de qualquer tipo de sistema de diagnóstico para serem detectadas [24].

A abordagem seleccionada neste trabalho encontra-se exposta em [24], assentando também na medição de fluxos de calor. O procedimento é referido em detalhe nos Capítulos 3 e 4 da presente dissertação.

A formação de poluentes é uma consequência directa tanto do processo de queima de combustível, especialmente em aplicações que utilizem carvão pulverizado ou biomassa. Por poluentes entendem-se essencialmente outros compostos que não o  $\text{CO}_2$  inerente ao processo de combustão, com especial incidência em químicos como  $\text{NO}_x$ ,  $\text{SO}_2$ ,  $\text{CO}$ , hidrocarbonetos não-queimados e partículas sólidas.

Um controlo da quantidade e tipo de emissões poluentes é cada vez mais um tema de actualidade, principalmente atendendo à legislação cada vez mais draconiana com elas relacionado e às exigências do protocolo de Kyoto. A formação dos poluentes está também intimamente relacionada com a eficiência do processo de queima. Independentemente do tipo de combustível, a formação dos diferentes poluentes supracitados também é influenciada de forma determinante pelas condições prevalentes no interior da caldeira, nomeadamente em termos de razões ar/combustível ou de campos de temperatura e de escoamento (por sua vez determinados pelo processo de combustão). Um ajuste judicioso destas condições, ajustando parâmetros como a riqueza da mistura ou utilizando estratégias de estagiamento de ar, pode ser determinante no controlo de emissões [25].

Uma vez identificados os parâmetros essenciais a serem monitorizados, interessa definir qual a metodologia a utilizar na implementação de um sistema de diagnóstico. Nesta fase é pertinente fazer um levantamento detalhado dos enquadramentos teóricos existentes. A consulta de bibliografia relacionada é referida de forma mais detalhada no Capítulo 2 da presente dissertação, à medida que são discutidas as várias opções disponíveis. Expõem-se os principais tipos e famílias de sistema de diagnóstico existentes, distinguindo-os através das características essenciais dos processos físicos que podem ocorrer e considerando as funcionalidades que se pretenda que o sistema apresente. Estabelecem-se ainda regras e métodos de âmbito geral para a sua selecção [26–28].

Feita a identificação dos parâmetros a avaliar e seleccionado o método de implementação do sistema de diagnóstico resta colocar em prática a metodologia desenvolvida. Note-se no entanto que os processos acima referidos (identificação de parâmetros e selecção de método de implementação) não têm necessariamente que seguir a sequência apresentada. É perfeitamente

legítimo estabelecer previamente a metodologia matemática e/ou informática a implementar, por motivos e requisitos vários, efectuando a necessária identificação paramétrica *a posteriori*, muito embora correndo o risco da existência de alguma desadequação da metodologia às características físico-químicas do sistema a diagnosticar. Uma vez disponível o *hardware* adequado à implementação de um sistema de diagnóstico tal como entendido no âmbito do presente trabalho (por oposição a métodos estatísticos como cartas de controle), sob a forma de computadores, é então possível avançar para o desenvolvimento de sistemas adequados aos requisitos supracitados.

Como já referido, o início da aplicação de ferramentas informáticas coincidiu tanto com um reconhecimento cabal da necessidade de implementação desse tipo de sistemas [6], como com as primeiras tentativas de modelização matemática desses equipamentos com vista a aplicações computacionais [7]. O potencial demonstrado levou obviamente a que as aplicações não tardassem a surgir numa larga gama de equipamentos e processos, concretamente no diagnóstico de sistemas de Termofluidos e particularmente tendo em vista uma avaliação dos parâmetros acima referidos.

Foi reconhecida a influência, largamente adversa, de alterações em condições operativas resultantes de mudanças ou flutuações em parâmetros como a qualidade do combustível, a temperatura e a humidade do ar usado como comburente, flutuações turbulentas no escoamento e na própria combustão.

Qualquer um destes factores, juntamente com outros não referidos por serem eventualmente menos previsíveis, pode resultar em danos ou avarias em caldeiras e fornalhas, ou pelo menos em falhas no sentido dado ao termo no presente trabalho [24], como definidas no Capítulo 2.

Embora por "falha" se entenda muito naturalmente "avaria" na maioria dos contextos, um desvio a um valor padrão de uma qualquer variável processual pode também ser entendido como "falha", mesmo que em rigor não ocorra nenhuma alteração em termos de *hardware*. Esta clarificação de terminologia é particularmente pertinente no que ao diagnóstico da formação de poluentes diz respeito.

A esse propósito, é interessante verificar que para além da coincidência temporal entre o aparecimento dos computadores em ambientes industriais e as primeiras aplicações computacionais de diagnóstico daí resultantes, o princípio da década de 70 assistiu também ao primeiro grande choque petrolífero e quase simultaneamente ao aparecimento de uma consciencialização com problemas ambientais vários. Os preços cada vez mais elevados do petróleo, juntamente com a continuação dos mesmos problemas ambientais e o aparecimento de outros fazem com que estas questões continuem na ordem do dia. É por isso perfeitamente compreensível que estes condicionalismos tenham influenciado decisivamente a concepção e implantação de sistemas de diagnóstico.

Justifica-se assim a tendência verificada de se tentar aumentar a disponibilidade e a confiabilidade dos equipamentos, reduzindo custos de produção (concretamente de energia, neste contexto) através de reduções de consumo por via de eficiências melhoradas e da implementação de um paradigma de manutenção CBM (principalmente em termos de remoção de sujamentos conforme as necessidades por oposição a intervenções programadas), juntamente com reduções de emissões poluentes ditadas por legislação gradualmente mais draconiana.

Há ainda uma coincidência temporal relevante a assinalar, já que simultaneamente com as referidas anteriormente o início dos anos 70 marca o início da aplicação de ferramentas CAD-CAE (*Computer Aided Design — Computer Aided Engineering*) e CFD (*Computational Fluid Dynamics* - mais uma vez intimamente relacionadas com o aparecimento do computador), que

como referido adiante apresentam potencialidades interessantes no apoio ao desenvolvimento de sistemas de diagnóstico, desde a fase de projecto do próprio equipamento. Os detalhes e referências relativos às ferramentas matemáticas e/ou informáticas passíveis de serem utilizados nestas aplicações são como já referido passados em revista no Capítulo 2, juntamente que algumas definições em conceitos eventualmente utilizados na revisão de aplicações concretas levadas a cabo em caldeiras e fornalhas que se segue.

A utilização de computadores em ambientes industriais, e particularmente em aplicações de diagnóstico e supervisão, levou obviamente a avanços determinantes na área da Inteligência Artificial (A.I — *Artificial Intelligence*), que encontra neste campo um dos seus principais âmbitos de aplicação e de desenvolvimento das principais ferramentas utilizadas nos últimos anos neste tipo de aplicação [29]. As mais relevantes serão passadas em revista no Capítulo 2.

Uma situação ideal no desenvolvimento de um sistema de diagnóstico passaria pela disponibilidade de um modelo do equipamento em que se pudessem reproduzir todas as situações operacionais, tanto normais como anormais, passíveis de serem encontradas quando do uso do equipamento ou instalação e cujos parâmetros teriam obviamente de ser avaliados pelo sistema de diagnóstico.

Já foi referida a evidência de que antes do aparecimento deste tipo de sistema todos os processos de diagnóstico e supervisão passavam necessariamente pelo julgamento de um operador humano, baseado na experiência e coadjuvado por instrumentação mais ou menos adequada para o efeito. No caso do sistema de diagnóstico estar a ser desenvolvido para um equipamento operacional a existência de experiência prévia de operadores humanos pode ser de extrema importância e passível de ser incorporada ao sistema de diagnóstico utilizando procedimentos adequados discutidos mais abaixo.

É por isso bastante natural que essa experiência fosse utilizada como ponto de partida no desenvolvimento de um sistema de diagnóstico informatizado, integrando a informação relativa aos processos de decisão humanos num formalismo adequado que permitisse a sua reprodução de forma automatizada. Por serem baseados na experiência de operadores qualificados estes sistema tomaram muito naturalmente a designação de *Expert Systems*, *i.e.* Sistemas Periciais [30].

Apesar dos detalhes de implementação variarem conforme a aplicação concreta, como referido mais adiante e em maior detalhe no Capítulo 2, o formalismo subjacente a um *Expert System* caracteriza-se em qualquer dos casos por algum tipo de codificação de acções de diagnóstico e de intervenção sob a forma de regras com antecedentes e consequentes, *i.e.* com uma estrutura do tipo "SE (antecedente) ENTÃO (consequente)", mais familiar sob a sua forma anglo-saxónica "IF-THEN", tornando assim a experiência operacional dos operadores humanos passível de ser facilmente codificada, armazenada e reutilizada. O Capítulo 2 da presente dissertação discute várias metodologias de obtenção de sistemas periciais. As aplicações de *Expert Systems* ao longo da última década são passadas em revista em [31, 32], citando inclusivamente técnicas não-consideradas na presente discussão.

Esta abordagem é no entanto válida apenas caso estejam disponíveis dados empíricos. Na sua ausência, o estabelecimento de regras para o processo de diagnóstico tem necessariamente de assentar nalgum tipo de pressuposto alternativo. Este pode passar pelo desenvolvimento de um modelo analítico explícito do sistema a monitorizar, cujas equações descrevem o respectivo comportamento e fornecem a base para a definição das situações anómalas passíveis de ocorrer, bem como para a sua estratégia de diagnóstico. As metodologias adequadas e as referências citadas encontram-se documentadas no Capítulo 2.

Existem ainda metodologias intermédias entre a criação de um modelo analítico explícito

do sistema a monitorizar e a codificação de experiência de operadores em sistemas periciais, nomeadamente utilizando métodos qualitativos e baseados em dados do histórico de operação do equipamento, utilizados na extracção de características e tendências ou na classificação de dados e reconhecimento de padrões [32, 33].

A figura 1.1 esquematiza as três abordagens genéricas acima referidas em termos das suas características subjacentes [33].

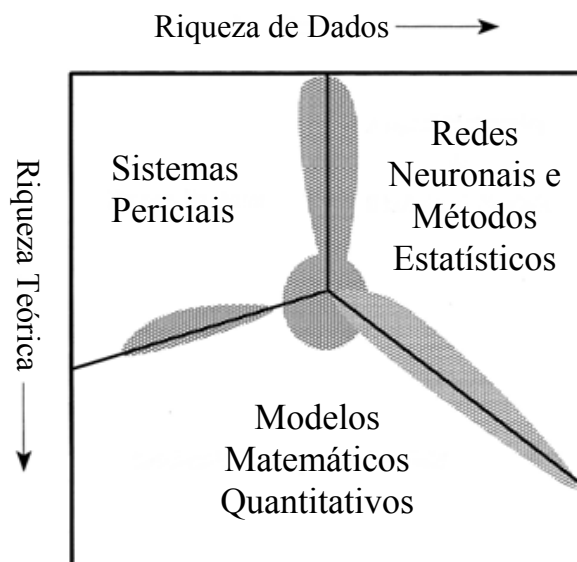


Figura 1.1: Adequação entre dados, teoria e métodos básicos disponíveis.

As metodologias e sistemas de diagnóstico desenvolvidos em enquadramentos semelhantes ao do presente trabalho são tipicamente discutidas com referência a sistemas existentes. O potencial revelado por ferramentas CFD na simulação dos processos físico-químicos prevalentes no tipo de sistema possibilita no entanto o seu uso ainda durante a fase de projecto, ao simular de antemão situações anómalas passíveis de ser encontradas na operação futura do equipamento. Esta simulação beneficiaria o desenvolvimento paralelo do sistema de diagnóstico juntamente com o do próprio equipamento, permitindo eventualmente o treino de futuros operadores num protótipo virtual. Este facto não invalida de modo algum todo o potencial e pertinência de operações e intervenções de *retrofitting* de sistemas de diagnóstico a equipamentos e instalações existentes, que apresentam as vantagens de dispor de um histórico de dados operativos e de experiência de operadores.

Em geral, a literatura disponível sobre aplicações industriais de sistemas de diagnóstico não é particularmente abundante, em parte devido ao desenvolvimento particular em cada empresa de *software* e sistemas próprios. Parece além disso haver uma falta de implantação generalizada de sistemas computadorizados de diagnóstico em indústrias de transformação, eventualmente motivada por um fosso demasiado importante entre investigação académica e prática industrial, já que duas das mais importantes considerações em termos industriais, como são a adaptabilidade e a facilidade de utilização e implementação dos sistemas, raramente são considerados em termos de investigação académica [26–28].

A maioria das técnicas a serem discutidas no capítulo seguinte é particularmente difícil de implementar em ambientes industriais. O requisito de adaptabilidade é por seu lado parti-



cularmente crucial em termos de indústria na medida em que as instalações fabris raramente se mantêm inalteradas com o passar do tempo, ocorrendo constantemente ajustes mesmo que menores em questões de prática operacional ou de *hardware*, seja ele novo ou existente sujeito a *retrofitting*. Uma vez implementado um sistema de diagnóstico, este deveria possuir a capacidade de se adaptar com um esforço mínimo às novas situações passíveis de serem encontradas, expandindo a seu âmbito de aplicação [28].

Parece finalmente existir uma fundamentação e divulgação insuficientes na literatura acerca dos benefícios práticos da implementação de sistemas avançados de monitorização e diagnóstico em ambientes industriais. Existem algumas *guidelines* gerais baseadas no impacto económico devido à ocorrência de situações anómalas, mas muito poucos *case studies* que analisem benefícios específicos atingíveis através da implementação deste tipo de sistema [28].

Apesar dos condicionalismos discutidos acima, alguns sistemas de diagnóstico têm sido desenvolvidos por parte de entidades industriais e/ou governamentais e ocasionalmente em enquadramentos supranacionais (nomeadamente na União Europeia), muitos vezes com o apoio de entidades académicas mas essencialmente por parte de empresas privadas para uso comercial [34]. Face aos condicionalismos associados, não surpreende que o sector de produção de energia seja especialmente dinâmico no que à implementação deste tipo de sistema diz respeito, em aplicações de monitorização do estado de condição de equipamento [34] e de controlo e diagnóstico de emissões poluentes [25]. Em qualquer dos casos foram desenvolvidos interfaces gráficos adequados que facilitam a interacção com os utilizadores, como ilustrado nas figuras 1.2 a 1.4.

## 1.5 Estrutura da Dissertação

A presente dissertação está dividida em 6 capítulos.

O Capítulo 1 constitui a Introdução da dissertação. Depois de algumas considerações preliminares, são nele discutidos o âmbito do trabalho, de modo a enquadrar e justificar o trabalho, bem como os respectivos objectivos. Procede-se ainda à necessária revisão bibliográfica.

No Capítulo 2 é feita uma revisão dos principais tipos e famílias de sistema de diagnóstico existentes, distinguindo-os através das características essenciais dos processos físicos que podem ocorrer nas várias aplicações a considerar, bem como considerando as funcionalidades que se pretenda que o sistema apresente. Estabelecem-se ainda regras e métodos de âmbito geral para a sua selecção. O essencial da revisão bibliográfica relativa a este assunto é feita neste capítulo.

O Capítulo 3 começa por apresentar um estudo teórico dos processos e mecanismos físico-químicos presentes em sistemas de Termofluidos. Com base neste estudo, são identificadas as variáveis fundamentais que regem esses processos, com influência no processo de diagnóstico. Sugerem-se também regras e métodos aplicados a casos particulares representativos.

O Capítulo 4 trata da concepção e implementação no sistema de diagnóstico propriamente dito. É descrito o equipamento experimental no qual se baseiam as premissas do trabalho e discutido o modelo numérico validado com base nesse mesmo equipamento. São identificadas as variáveis relevantes para a avaliação da condição do equipamento através da utilização das metodologias anteriormente apresentadas. Explicita-se também quais destas últimas são adoptadas e como é gerada a base de dados utilizada no processo de diagnóstico.

No Capítulo 5 são discutidos os modelos matemáticos utilizados, bem como os particu-

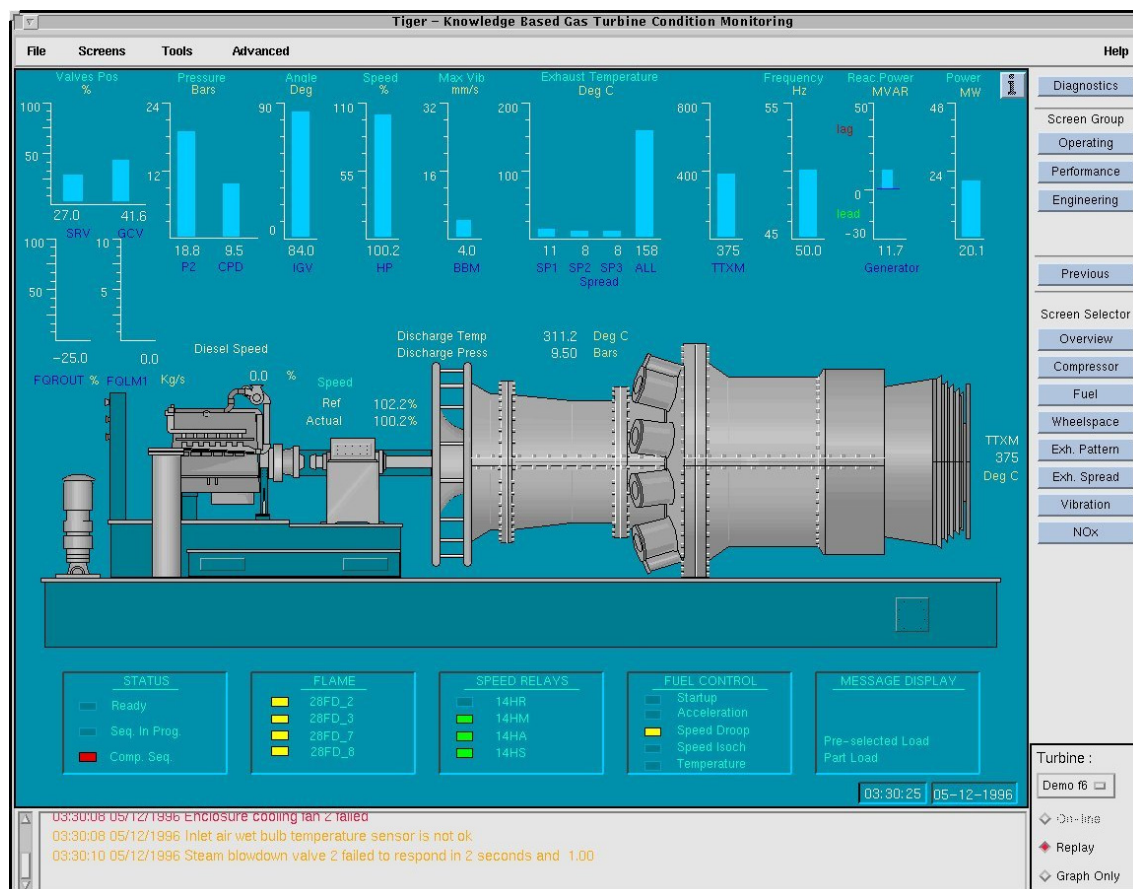


Figura 1.2: Interface gráfico do *software* TIGER — Painel Global.



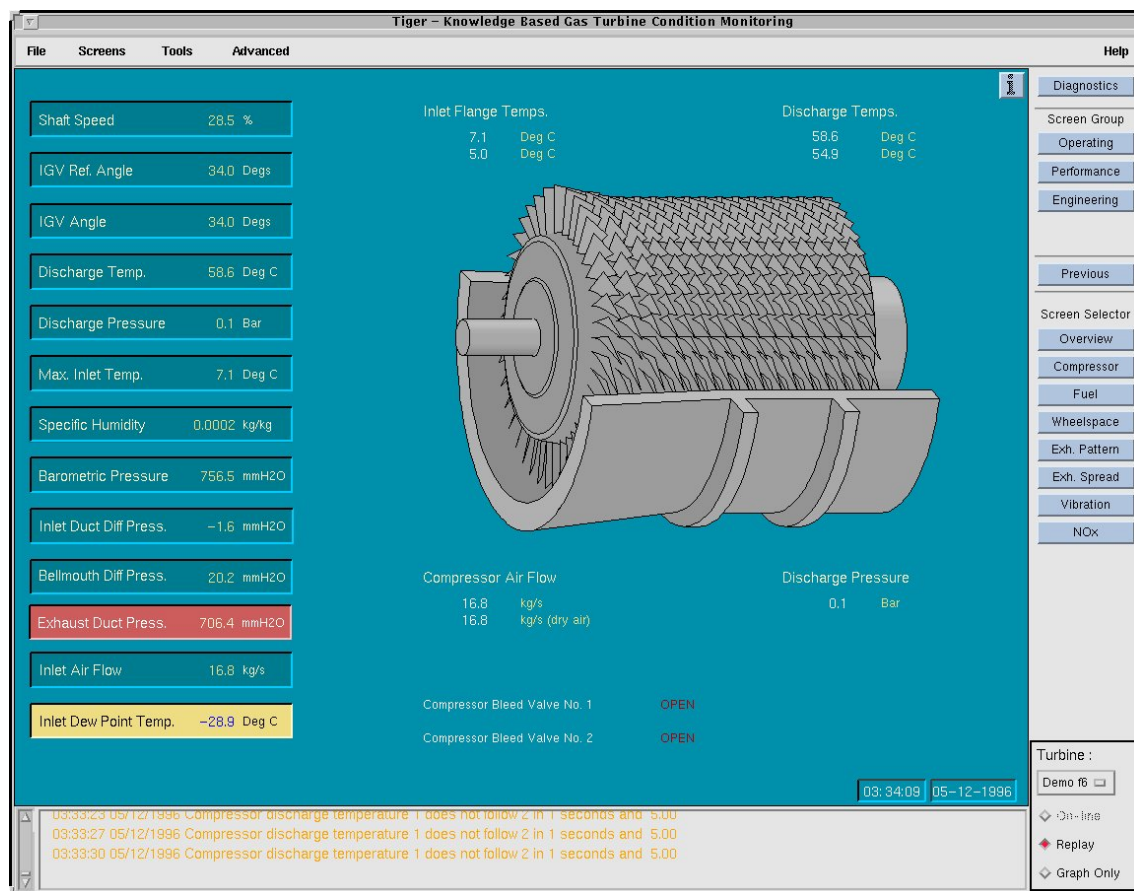


Figura 1.3: Interface gráfico do *software* de diagnóstico para turbomaquinaria TIGER — Painel do compressor.

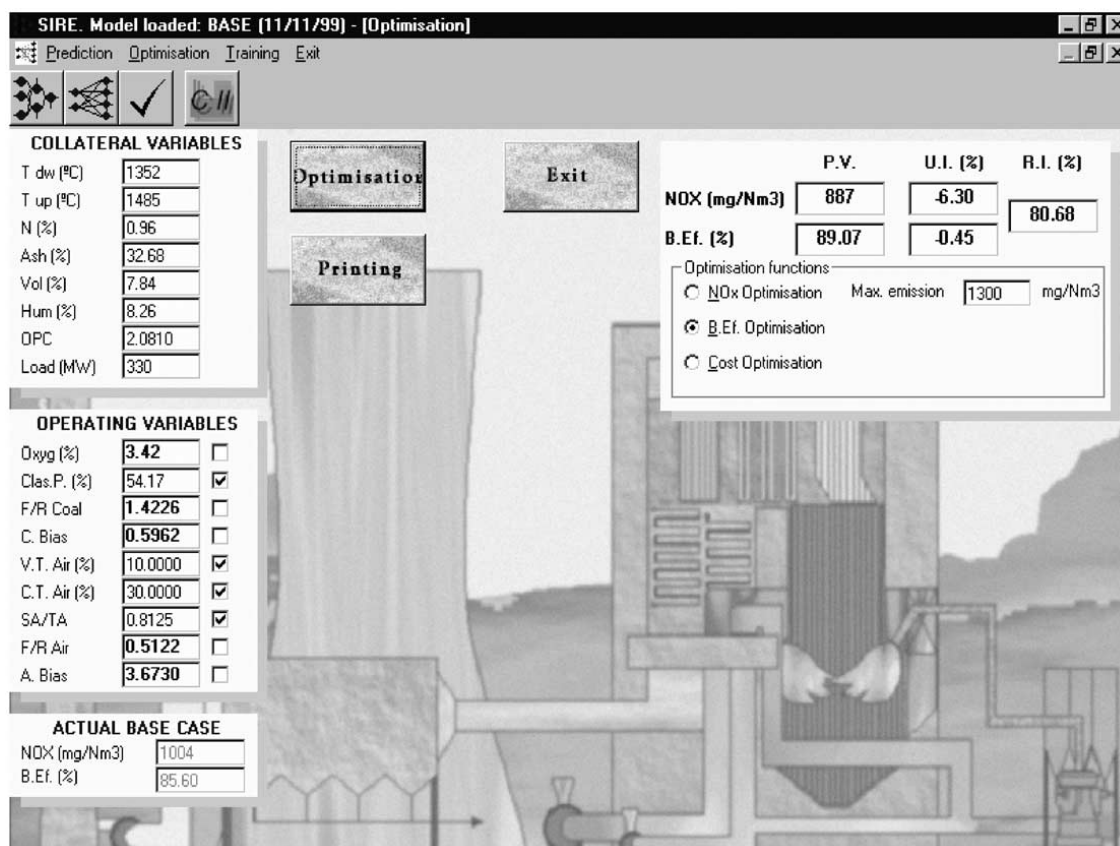


Figura 1.4: Interface gráfico do *software* controlo de emissões CESAR-SIRE — Módulo de optimização.

lares da respectiva implementação do sistema, seguindo-se a apresentação e comparação de resultados.

No final dos Capítulos 2 a 5 é apresentado um pequeno resumo de cada um deles.

No Capítulo 6 são apresentadas e discutidas as principais conclusões globais decorrentes do trabalho. São ainda discutidas algumas sugestões para trabalho futuro.



## Capítulo 2

# Sistemas de Diagnóstico

### 2.1 Generalidades, Definição de Falha e Respectivos Tipos

As motivações de ordem prática subjacentes à implementação de sistemas de diagnóstico já foram abordadas em algum detalhe no capítulo anterior. Foi também referido que ocorreram nas últimas décadas enormes avanços no controlo de processos, permitidos nomeadamente pela informatização crescente dos ambientes industriais e levando a uma substituição cada vez maior de intervenções humanas por outras automatizadas. Apesar disso, é indiscutível que a tarefa de tomar decisões de resposta a qualquer tipo de anomalia continua a ser desempenhada maioritariamente por humanos. Esta tarefa passa essencialmente pela detecção atempada da anomalia, pelo diagnóstico das suas causas e pela tomada de decisão necessária à reposição da normalidade. Este processo é usualmente designado, recorrendo à sua designação anglo-saxónica, por *Abnormal Event Management* (AEM), ou Gestão de Ocorrências Anómalas.

Esta dependência quase absoluta de operadores humanos para lidar com anomalias e emergências tem no entanto sido cada vez mais problemática, principalmente considerando tanto a grande abrangência das actividades de diagnóstico necessárias como a crescente complexidade de equipamentos e instalações, em que decorrem tipicamente centenas ou mesmo milhares de processos em simultâneo. A tarefa é ainda dificultada por factores como eventuais lacunas e inconsistências nos dados disponíveis ou pelas incertezas ou mesmo erros associados aos próprios sensores. Não é por isso surpreendente que os operadores tendam a tomar decisões erradas e empreendam acções eventualmente passíveis de piorar o problema. As estatísticas mostram de facto que 70% dos acidentes industriais são causados por erros humanos. Mesmo descontando os acidentes de grandes proporções, ocorrem diariamente pequenos acidentes que resultam em ferimentos e doenças com custos globais astronómicos a nível mundial, a somar obviamente aos custos materiais e de perda de produtividade [35, 36]. À luz deste facto, facilmente se percebe a importância da automatização da AEM utilizando sistemas de controlo inteligentes.

O primeiro passo da implantação de um sistema de AEM passa precisamente pela automatização dos processos de detecção e diagnóstico de falhas, sendo que as dificuldades que lhe estão associadas residem essencialmente no âmbito muito largo das actividades de diagnóstico e nos requisitos temporais que obrigam frequentemente a soluções em tempo real.

Sinteticamente, já que o assunto será posteriormente revisto em maior detalhe nomeadamente em termos das opções retidas no presente trabalho, as primeiras abordagens ao problema baseavam-se principalmente em cartas de controle e posteriormente em árvores de decisão, aparecendo depois métodos analíticos e mais recentemente os sistemas ditos KBS

(*Knowledge Based Systems*) e as redes neuronais, associadas ou não a técnicas de *fuzzy logic*.

De um ponto de vista de modelação, alguns métodos requerem modelos do processo em causa que podem ser exactos, semi-quantitativos ou mesmo qualitativos. Na extremidade oposta do espectro, por assim dizer, encontram-se métodos que não fazem qualquer tipo de pressuposto acerca do processo, lidando apenas com informação relativa ao respectivo historial de dados. A variedade de técnicas e modelos disponíveis é assim muito grande, dificultando a escolha mais adequada.

Os métodos de diagnóstico de falhas podem ser subdivididos em várias categorias, obviamente com algumas *nuances* conforme a fonte consultada. No presente texto será adoptada essencialmente a classificação apresentada em [26–28], complementada com aquela utilizada em [37].

Desse modo, os métodos de diagnóstico de falhas serão nesta discussão divididos em três categorias principais, a saber:

- Modelos quantitativos baseados num modelo (*Quantitative model-based methods*).
- Modelos qualitativos baseados num modelo (*Qualitative model-based methods*).
- Modelos baseados em dados históricos (*Process history based methods*).

As suas características principais, diferenças, vantagens e desvantagens essenciais serão discutidas posteriormente, embora obviamente se pretenda aqui essencialmente explicitar os factores que podem influenciar a selecção de um ou outro tipo de sistema.

No capítulo anterior foram também feitas repetidas referências ao conceito de falha, carecendo no entanto de qualquer tipo de definição ou de sub-divisão. Neste contexto, uma falha será definida como um desvio a partir de uma gama de valores aceitável para uma variável observada ou de um parâmetro processual calculado [38], não sendo assim uma falha mais que uma anomalia ou um sintoma num dado processo. A causa subjacente à falha será designada por avaria.

A figura 2.1 representa esquematicamente as relações entre os principais componentes envolvidos no processo de diagnóstico, nomeadamente a instalação a monitorizar, os sensores, os actuadores, o controlador e o próprio sistema de diagnóstico, bem como as possíveis perturbações no processo.

Em termos de modelação, as avarias podem também elas ser divididas em três categorias [26]:

- **Alterações significativas em parâmetros do modelo** — Em qualquer modelo, alguns processos podem ocorrer abaixo do nível de detalhe com que o problema é especificado. Estes processos não-modelizados são usualmente agrupados num único parâmetro. As avarias manifestam-se quando alguma perturbação exterior ao processo se exprime através de uma ou mais variáveis independentes. Este tipo de avaria pode ser ilustrado pela alteração na transferência de calor causada pelo sujamento de um permutador de calor ou das superfícies de troca de uma fornalha.
- **Alterações estruturais** — Estas avarias estão relacionadas com mudanças no próprio processo, tipicamente no próprio equipamento, alterando o fluxo da informação entre variáveis. Exemplos deste tipo de avaria incluem a inoperância de um controlador, uma válvula bloqueada ou uma tubagem com fugas.

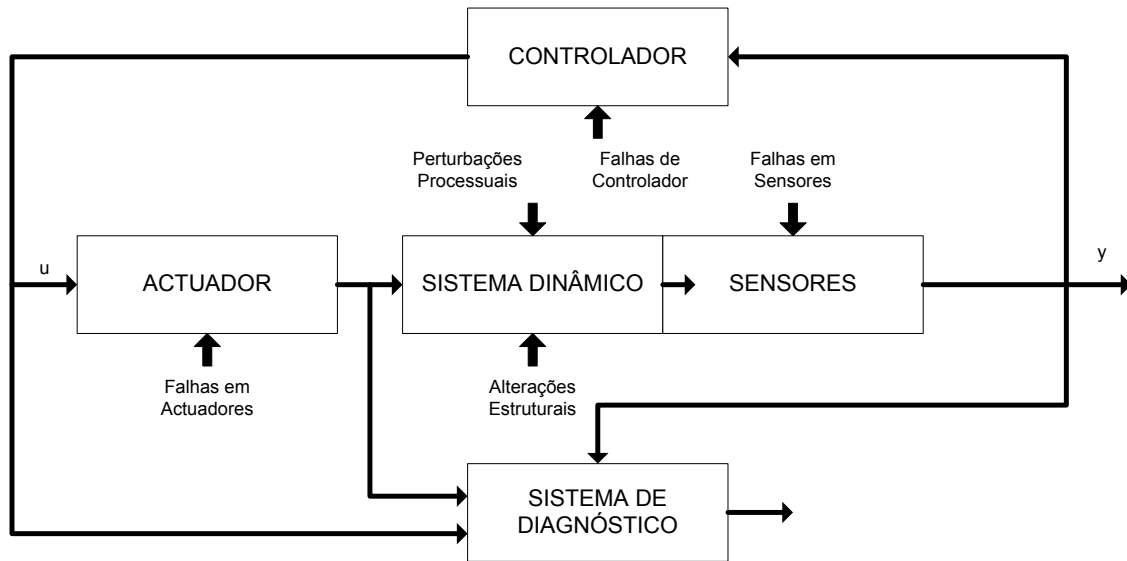


Figura 2.1: Sistema de diagnóstico genérico.

- **Avarias em sensores e/ou actuadores** — Os erros em actuadores e sensores podem manifestar-se como alterações fixas, um enviesamento constante (positivo ou negativo) ou perturbações fora da gama de medição. Alguns instrumentos fornecem sinais de retroacção (vulgo *feedback*) que são essenciais ao controlo do equipamento ou da instalação. Uma avaria num dos instrumentos pode levar a que alguma das variáveis de estado da instalação se desvie erroneamente para fora de uma gama aceitável, caso a avaria não seja prontamente detectada e acção correctivas empreendidas em tempo útil. O diagnóstico tem também o propósito de detectar estas avarias antes que degradem a *performance* do sistema.

Fora das categorias anteriores encontram-se ruídos vários, tais como os associados às próprias medições ou a flutuações turbulentas de escoamentos, bem como ocorrências não contempladas no modelo.

Algumas referências definem explicitamente a problemática do diagnóstico como consistindo de duas fases consecutivas, sendo a primeira de extracção de características e a segunda de classificação [39]. Esta metodologia é uma descrição adequada do processamento efectuado sobre as medições dos sensores até ser obtida uma decisão final de diagnóstico. Na discussão apresentada em [39], considera-se que a fase de classificação pode consistir de três categorias: reconhecimento de padrão, raciocínio baseado num modelo (*model-based reasoning*) ou comparação de modelos (*model-matching*). A maioria dos modelos baseados em dados históricos consiste no reconhecimento de padrões. A categoria de *model-based reasoning* engloba os métodos quantitativos *model-based*. Por fim, as diferentes técnicas de avaliação de características sintomáticas são discutidas na categoria de comparação de modelos.

## 2.2 Atributos Desejáveis de um Sistema de Diagnóstico

De modo a poder ser feita uma comparação válida entre as várias abordagens possíveis ao problema do diagnóstico, é útil definir um conjunto de características ou atributos que um sistema de diagnóstico deve idealmente possuir. Os méritos e desvantagens das diferentes possibilidades podem então ser comparados e avaliados à luz desses requisitos, já que dificilmente um dado sistema de diagnóstico os satisfará na totalidade.

Antes de prosseguir com a exposição, outros conceitos importantes podem no entanto ser referidos. São eles os conceitos de completude e de resolução.

Quando da ocorrência de uma anomalia processual, um sistema de diagnóstico pode apresentar um conjunto de hipóteses (*i.e.* falhas) passíveis de explicar a anomalia. A completude da classificação exigiria que as avarias reais fossem um subconjunto do conjunto de hipóteses apresentado. Por outro lado, uma boa resolução obrigaria a que o conjunto de falhas fosse o mais pequeno possível, tornando necessário um compromisso entre completude e resolução, compromisso esse que se reflecte na exactidão das previsões.

Os principais requisitos e características desejáveis de um sistema de diagnóstico serão então os seguintes:

- **Rapidez de detecção e diagnóstico** — Um sistema de diagnóstico deve ser capaz de detectar e diagnosticar rapidamente falhas. No entanto, os requisitos de alta velocidade de diagnóstico e de desempenho razoável em condições de operação normais são geralmente antagónicos [40]. Um sistema projectado para detectar falhas com rapidez tenderá a ser demasiado sensível a perturbações de alta-frequência (e consequentemente ao ruído), levando muitas vezes à ocorrência de falsos alarmes em condições normais, com consequências na operação/produção.
- **Isolabilidade** — A isolabilidade pode ser definida como a capacidade que um sistema de diagnóstico deve possuir de modo a ser capaz de distinguir diferentes falhas. O que, em condições ideais de ausência de ruído e de incertezas de modelação, equivale a que o sistema deve gerar um *output* ortogonal a falhas que não tenham ocorrido. Esta característica dependerá obviamente das características do processo em causa, existindo um compromisso entre isolabilidade e o nível de incertezas de modelação. Um sistema com um alto grau de isolabilidade terá tipicamente dificuldade em lidar com incertezas de modelação.
- **Robustez** — É desejável que um sistema de diagnóstico seja suficientemente robusto para lidar com ruídos e incertezas, e que a sua *performance* registre uma degradação gradual em vez de apresentar falhas totais e abruptas. Os patamares de decisão têm de ser criteriosamente seleccionados devido ao ruído, de modo a obter um compromisso aceitável entre desempenho e robustez.
- **Identificação de novas situações** — Um requisito básico para um sistema de diagnóstico reside obviamente na capacidade de distinguir, dadas as condições, se um processo está ou não a decorrer normalmente. Caso as condições sejam anormais, deve adicionalmente ser capaz de distinguir uma avaria conhecida de outra não-identificada que eventualmente nunca tenha ocorrido. Embora existam usualmente dados suficientes para modelar as condições de operação normais de um sistema, não existem muitas vezes dados completamente adequados para condições anormais, a menos que se disponha



de um bom modelo dinâmico do sistema. É por isso possível que uma boa parte das condições anormais não tenham sido adequadamente modelizadas, dificultando fortemente a identificação de novas situações. É de qualquer modo desejável que estas sejam reconhecidas como tais e não erroneamente classificadas como outras avarias conhecidas.

- **Estimativa do erro de classificação** — Um requisito útil para um sistema de diagnóstico prende-se com a confiança do utilizador nos seus resultados, podendo esta ser facilitada se o sistema tiver a capacidade de quantificar o seu erro de classificação e consequentemente a confiabilidade das suas recomendações.
- **Adaptabilidade** — Os processos a diagnosticar sofrem geralmente alterações, sejam elas devidas a *inputs* externos ou a alterações no próprio *hardware*. As condições de operação sofrem também alterações não só devido às perturbações que se pretende diagnosticar mas também por ocorrerem mudanças em parâmetros operativos vários. O processo de diagnóstico deve ser capaz de também ele se adaptar a estas alterações, bem como à incorporação de novos casos e de informação adicional relativa aos existentes.
- **Fornecimento de justificações** — Além da capacidade de detectar e diagnosticar falhas, um sistema de diagnóstico deve ser capaz de explicar a respectiva origem e propagação até às condições prevalentes na altura do diagnóstico. Este requisito é particularmente importante em sistemas de apoio à decisão (DSS — *Decision Support Systems*) em que as recomendações do sistema complementam a experiência acumulada pelo utilizador. Implica necessariamente a capacidade de estabelecer relações de causalidade no processo.
- **Requisitos de modelização** — O esforço necessário à implementação da modelização de um sistema de diagnóstico será tanto maior quanto maiores forem a complexidade do processo e as necessidades de *performance*. As necessidades reais devem no entanto estar claramente definidas de modo a evitar exageros que tornem o sistema demasiadamente complexo e logo oneroso face a essas mesmas necessidades.
- **Requisitos computacionais e de armazenamento** — É necessário estabelecer uma solução de compromisso razoável entre o volume de dados e necessidades de armazenamento por um lado, e a complexidade computacional dos algoritmos e da sua implementação, por outro.
- **Identificação de falhas múltiplas** — A identificação de falhas múltiplas é um requisito importante mas difícil de conseguir devido às interacções que as várias falhas podem apresentar, nomeadamente em sistemas não-lineares.

## 2.3 Processamento da Informação num Sistema de Diagnóstico

Definido um conjunto de atributos desejáveis para um sistema de diagnóstico, pode como já foi referido ser feita uma comparação válida entre as várias abordagens possíveis ao problema do diagnóstico, mas outros factores têm também a sua importância no que respeita à selecção do método adequado. Outro aspecto dessa selecção prende-se com as várias transformações a efectuar sobre a informação recolhida pela instrumentação disponível para monitorização do processo, antes de ser tomada uma decisão. De entre as transformações sofridas pela informação, dois dos aspectos mais importantes serão o nível de conhecimento disponível a

*priori* e a técnica de busca utilizada [26], já que a maioria dos métodos de diagnóstico utilizam arquitecturas que se baseiam em diferentes combinações destes dois factores.

O processo de uma tomada de decisão de diagnóstico consistirá então essencialmente numa série de transformações efectuadas sobre as medições recolhidas, como ilustrado na figura 2.2.

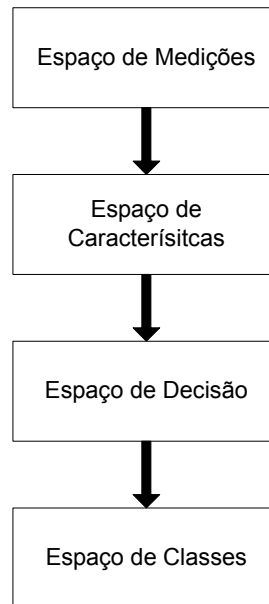


Figura 2.2: Transformações da informação num sistema de diagnóstico.

Utilizando a terminologia apresentada [26], o espaço de medição consiste numa série de  $N$  medições em princípio sem qualquer tipo de relação entre elas, consistindo nos *inputs* do sistema de diagnóstico.

O espaço de características é um espaço de pontos  $y = (y_1, \dots, y_i)$ , onde  $y_i$  é a  $i$ -ésima característica obtida como sendo uma função das medições, utilizando algum conhecimento *a priori* sobre o problema: as medições são analisadas e combinadas de modo a obter parâmetros característicos úteis no processo de diagnóstico.

A passagem do espaço de características para um espaço de decisão é usualmente feito de modo a satisfazer algum tipo de função-objectivo, utilizando uma função-discriminante explícita ou apenas definindo funções-patamar. O espaço de decisão é um espaço de pontos  $d = (d_1, \dots, d_k)$ , onde  $k$  é o número de variáveis de decisão, obtidas através de transformações adequadas do espaço de características.

O espaço de classes pode ser definido como um conjunto de inteiros  $c = (c_1, \dots, c_m)$ , onde  $m$  é o número de classes de falhas, indicando a que classe pertence um dado padrão de *inputs*. A classe é assim a interpretação dos dados que o sistema de diagnóstico apresenta ao utilizador.

Existem basicamente duas maneiras de passar do espaço de medição para o espaço de características: a selecção e a extracção de características [26].

Na selecção de características, escolhem-se simplesmente algumas medições importantes provenientes do espaço de medição original. Por outro lado, na extracção de características pretende-se que o procedimento facilite, utilizando conhecimento prévio, a transformação do espaço de medição noutro espaço de menores dimensões.

Se por exemplo existir alguma relação entre valores de um dado padrão de medições

e outros de outro padrão, a extracção de características terá por objectivo explicitar essa relação. Uma vez identificada esta última, pode-se utilizar um único conjunto de parâmetros em vez de utilizar os dois iniciais.

O seguinte exemplo ilustra as transformações acima referidas. Considerem-se quatro sensores  $x_1, x_2, x_3$  e  $x_4$ , e duas classes de falhas  $c_1$  e  $c_2$ . Suponha-se também que a falha 1 afecta os sensores 1 e 2, que a falha 2 afecta os sensores 2 e 3 e que  $x_{1ss}, x_{2ss}, x_{3ss}$  e  $x_{4ss}$  são os valores lidos por cada sensor em regime permanente. Neste caso, uma transformação simples para criar um espaço de características passaria por ignorar as medições do sensor 4, passando o espaço de características a ser  $[y_1 \ y_2 \ y_3] = [x_1 \ x_2 \ x_3]$ .

Existem depois diferentes maneiras de transformar este espaço de características num espaço de decisão  $[d_1 \ d_2 \ d_3]$ . Uma possível transformação poderia simplesmente passar por estabelecer um patamar tal que conforme o valor absoluto da diferença entre uma característica  $i$  e o correspondente valor *steady state* fosse maior ou menor que o valor limite,  $d_i$  seria igual a 0 ou 1, ou seja, IF  $|(y_i - x_{iss})| > P$  THEN  $d_i = 1$  ELSE  $d_i = 0$ . A transformação final seria então feita do espaço de decisão para o espaço de classes  $[c_1 \ c_2]$ , através de lógica simbólica. Essa transformação poderia neste caso ser dada por IF  $(d_1 \text{ AND } d_2)$  THEN  $c_1$  AND IF  $(d_2 \text{ AND } d_3)$  THEN  $c_2$ .

Num sistema baseado em redes neuronais (a serem abordados em detalhe mais adiante), os nós de *input* correspondem ao espaço de medição, enquanto que da camada oculta correspondem ao espaço de características. Os nós de *output* correspondem obviamente ao espaço de decisão, enquanto que uma interpretação adequada do *output* fornecerá o espaço de classes.

Utilizando métodos baseados em modelos analíticos [41–43], os resíduos dos diferentes modelos definirão o espaço de características. A partir destes é possível calcular a probabilidade de ocorrência das várias classes de falha, que por sua vez podem ser utilizadas para especificar quais as classes que ocorrem de facto.

Na maioria dos casos, os espaços de classes e de decisão têm a mesma dimensão. É apesar disso preferível manter classes separadas já que em alguns casos é difícil obrigar a que o sistema de classificação apresente um resultado inequívoco. Considerem-se mais uma vez as redes neuronais. Já foi referido que os nós de *output* correspondem obviamente ao espaço de decisão. Não deixa no entanto de ser necessária alguma função que permita obter resultado de diagnóstico inequívoco combinando esses mesmos *outputs*.

A premissa básica subjacente à transformação do espaço de medição para o de características é que estas últimas podem ser mais facilmente agrupadas do que as medições nos seus espaços respectivos, facilitando por isso a classificação e logo reduzindo em princípio a complexidade da função discriminante. Esta transformação é feita utilizando tanto conhecimento *a priori* quanto possível, enquanto que a passagem do espaço de características para o de decisão é implementada utilizando algoritmos de busca ou aprendizagem. A transformação do espaço de decisão para o de classes, por seu lado, efectua-se usualmente com funções de patamar. Se existir um bom conhecimento do funcionamento do sistema em causa existirá também, em termos de modelização, conhecimento muitíssimo útil, passível de facilitar bastante a transformação de medições em características discriminantes. Ao utilizar esse conhecimento para otimizar o espaço de características diminuí-se bastante o nível de exigência sobre os algoritmos de busca ou aprendizagem.

Dependendo do grau de detalhe com que se conheça o processo, vários tipos de conhecimento *a priori* podem ser utilizados. Este pode estar disponível na forma de relações invariantes entre *outputs* de sensores e *inputs* de actuadores, de balanços mássicos e energéticos, ou ainda usado como um modelo analítico adequado [40–43]. Um estudo comparativo

das várias abordagens possíveis ao problema do diagnóstico pode então ser efectuado à luz dos vários tipos de conhecimento *a priori* disponíveis.

## 2.4 Principais Tipos e Famílias de Sistemas de Diagnóstico

Já foi referido que dois dos aspectos mais importantes que condicionam a escolha do tipo de diagnóstico serão o tipo de conhecimento disponível e a técnica de busca utilizada. Esta última é em geral fortemente condicionada pelo esquema de representação da informação seleccionado, que por sua vez é principalmente função do conhecimento *a priori* disponível. Este último acaba assim por ditar as diferenças essenciais entre sistemas de diagnóstico.

O conhecimento mais importante necessário ao diagnóstico de um processo materializa-se num conjunto definido de falhas, associado às relações entre observações ou sintomas e as próprias falhas. Estas relações podem existir explicitamente (como numa tabela) ou ser inferidas a partir de algum outro tipo de informação. O conhecimento *a priori* pode ser obtido através de uma compreensão fundamental dos mecanismos físico-químicos do processo, naquilo a que na literatura nomeadamente em língua inglesa se designa por *first-principles knowledge*. Este conhecimento é também dito causal ou baseado num modelo (*model-based*). Por outro lado, o conhecimento pode também ser obtido a partir da experiência acumulada ao lidar com o processo, designando-se neste caso como conhecimento compilado, evidencial ou baseado em dados históricos.

O conhecimento *model-based* pode *grosso modo* ser classificado como quantitativo ou qualitativo. O modelo propriamente dito é usualmente desenvolvido, como já referido, com base numa compreensão dos mecanismos físico-químicos do processo. Nos modelos quantitativos esta compreensão é exprimida em termos de relações matemáticas entre *inputs* e *outputs* do sistema, contrastando com os modelos qualitativos em que se equacionam essas relações qualitativas que relacionam vários parâmetros processuais.

Por outro lado, e ao contrário do que acontece com as abordagens *model-based*, os modelos baseados em dados históricos não pressupõem a existência de qualquer conhecimento *a priori*, necessitando no essencial de uma grande quantidade de registos de dados operacionais. Estes dados podem ser processados de modo a serem adequadamente apresentados ao sistema de diagnóstico exactamente como se fossem conhecimento *a priori*. Este processo designa-se como extracção de características a partir dos dados históricos, podendo processar-se também ele de forma quantitativa ou qualitativa. A extracção quantitativa pode além disso ser estatística ou não-estatística. Esta classificação dos sistemas de diagnóstico encontra-se sintetizada na figura 2.3.

É claro que qualquer que seja o modelo adoptado serão sempre necessários dados de modo a proceder à estimativa e validação de alguns parâmetros do sistema, independentemente da abordagem, e isto apesar de poder ocorrer uma certa sobreposição de características dos vários tipos citados.

Pretende-se aqui fazer uma breve revisão dos principais métodos de diagnóstico, bem como dos princípios que lhes estão subjacentes, de modo a permitir uma comparação com outros métodos e esclarecer as respectivas vantagens e desvantagens com vista à selecção do método. Por questões de espaço e principalmente de âmbito a discussão será restringida, em cada uma das categorias, às técnicas mais utilizadas e a que tem sido dedicada maior atenção nos últimos anos neste tipo de problemática de detecção e isolamento de falhas (FDI — *Fault Detection and Isolation*).

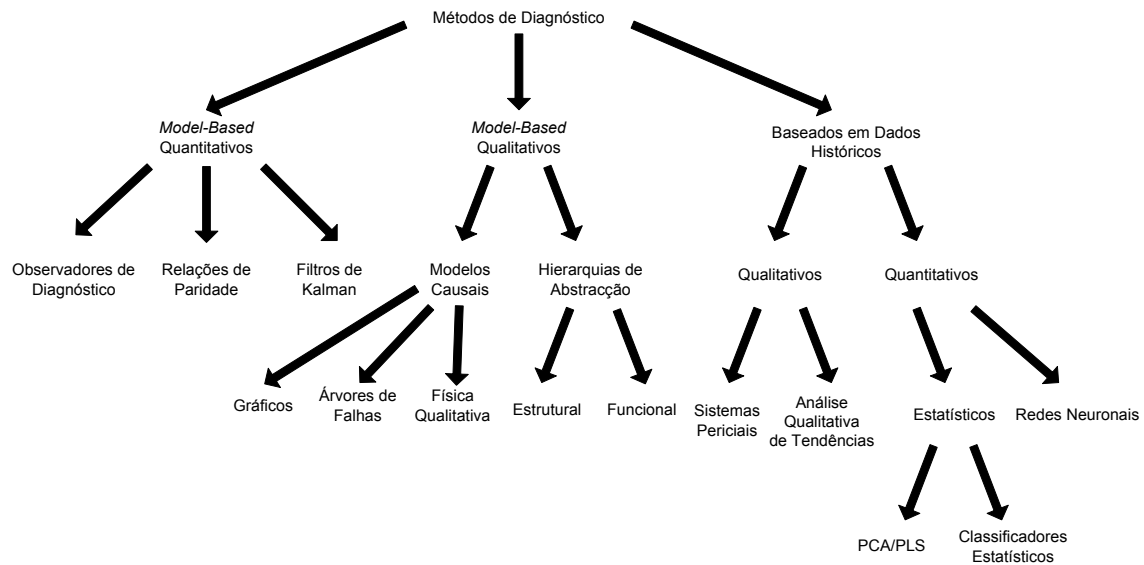


Figura 2.3: Classificação global dos sistemas de diagnóstico.

### 2.4.1 Métodos quantitativos baseados num modelo (*Quantitative model-based methods*)

Como o próprio nome indica, os métodos quantitativos baseados num modelo apoiam-se num modelo explícito da instalação monitorizada. Baseiam-se numa correcta compreensão da física do problema, como aquela que permite estabelecer balanços de massa, energia ou momento ou ainda equações de estado. Apesar de até recentemente serem pouco utilizados devido à sua complexidade e à dificuldade de se adequarem a sistemas não-lineares, a actual disponibilidade de meios computacionais mais rápidos e de arquitecturas de controlo não-lineares veio alterar essa situação.

Tal como a maioria dos métodos FDI, os métodos quantitativos baseados num modelo requerem dois passos para a sua implementação. O primeiro gera diferenças entre o comportamento real e o esperado, tomando estas discrepâncias o nome de resíduos e não sendo mais que sinais artificiais que reflectem falhas potenciais do sistema. O segundo passo lida com a escolha de uma regra de diagnóstico.

A verificação de conformidade de comportamento acima referida necessita de algum tipo de redundância, podendo esta ser de *hardware* ou analítica.

A redundância de *hardware* implica obviamente a existência de instrumentação redundante e tem sido utilizada em sistemas com requisitos de segurança críticos tais como aeronaves, naves espaciais ou centrais nucleares. A sua aplicabilidade é no entanto limitada devido ao custo e espaço extras necessários.

A redundância analítica (também designada funcional, inerente ou artificial), por seu lado, é conseguida a partir de dependências funcionais entre variáveis processuais ou mais propriamente através de um conjunto de relações algébricas ou temporais entre estados, *inputs* e *outputs* do sistema.

Dependendo do método de obtenção da redundância, esta pode ainda ser designada directa ou temporal. Uma redundância directa consegue-se através de relações algébricas entre

diferentes medições de sensores, podendo ser utilizadas para calcular o valor de uma medição a partir das de outros sensores. O valor calculado é então comparado com o valor medido pelo sensor, podendo uma eventual discrepância indicar a ocorrência de uma falha. Uma redundância temporal é obtida com recurso a relações diferenciais entre *outputs* de sensores e *inputs* de actuadores. Juntamente com *inputs* e *outputs* do processo, a redundância temporal é então útil na detecção de falhas em sensores e actuadores.

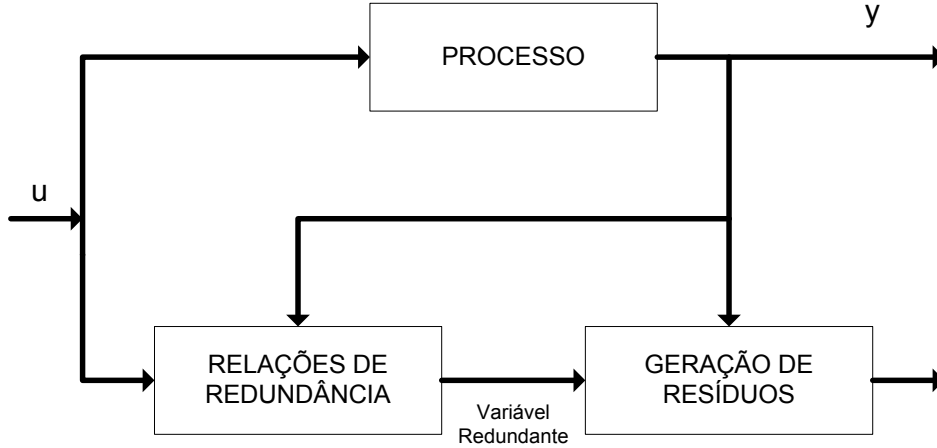


Figura 2.4: Redundância analítica.

O funcionamento básico da redundância analítica está esquematizado na figura 2.4. O seu uso no diagnóstico, como já referido, assenta na comparação do comportamento real do sistema com o do modelo, buscando eventuais discrepâncias que, sob a forma de resíduos, indiciam potenciais falhas. O resíduos devem ser próximos de zero quando não ocorrem falhas, apresentando valores suficientemente significativos caso contrário. É obviamente necessário um modelo matemático do sistema para a geração dos resíduos, podendo no entanto ser obtido tanto analiticamente utilizando *first-principles* como empiricamente utilizando os modelos *black-box* a referir mais adiante. É óbvio que os parâmetros dos primeiros terão um significado físico que os dos segundos não possuem e que pode ser de extrema utilidade no diagnóstico.

Embora os sistemas dinâmicos sejam processos contínuos, todos os métodos de diagnóstico utilizam amostras discretas de dados, o que não invalida que os respectivos conceitos básicos, se não a análise detalhada, sejam aplicáveis a sistemas contínuos. Adicionalmente, a maioria das abordagens *model-based* assume uma linearidade do sistema, obrigando a sua aplicação a sistemas não-lineares a uma linearização em torno do ponto de operação. Refira-se ainda que os métodos baseados em redundância analítica obtêm geralmente resíduos por definição sensíveis às falhas mas não a incertezas de modelização, sendo necessária uma análise cuidadosa dos resultados de modo a separar os efeitos de cada umas delas.

Considere-se um sistema com  $m$  *inputs* e  $k$  *outputs* e sejam  $\mathbf{u}(t) = [u_1(t) \dots u_m(t)]^T$  os *inputs* do processo e  $\mathbf{y}(t) = [y_1(t) \dots y_k(t)]^T$  os *outputs*, denotando  $t$  a discretização temporal. A forma básica do sistema num espaço de estados será:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(t+1) &= \mathbf{Ax}(t) + \mathbf{Bu}(t) \\ \mathbf{y}(t) &= \mathbf{Cx}(t) + \mathbf{Du}(t) \end{aligned} \quad (2.1)$$

onde  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{B}$ ,  $\mathbf{C}$  e  $\mathbf{D}$  são matrizes de parâmetros com dimensões apropriadas e  $\mathbf{x}(t)$  é o vector de estado  $n$ -dimensional.

O mesmo sistema pode ser representado na forma de *input-output*:

$$\mathbf{H}(z)\mathbf{y}(t) = \mathbf{G}(z)\mathbf{u}(t) \quad (2.2)$$

em que  $\mathbf{H}(z)$  e  $\mathbf{G}(z)$  são matrizes polinomiais da forma:

$$\begin{aligned} \mathbf{H}(z) &= \mathbf{I} + \mathbf{H}_1 z^{-1} + \mathbf{H}_2 z^{-2} + \dots + \mathbf{H}_n z^{(-n)} \\ \mathbf{G}(z) &= \mathbf{G}_0 + \mathbf{G}_1 z^{-1} + \mathbf{G}_2 z^{-2} + \dots + \mathbf{G}_n z^{(-n)} \end{aligned} \quad (2.3)$$

sendo  $\mathbf{H}(z)$  diagonal.

Os modelos (2.1) e (2.2) descrevem uma situação ideal em que não ocorrem erros nem estão presentes outras perturbações ou ruídos. Num enquadramento de espaço de estados as falhas são usualmente modelizadas do seguinte modo [43]:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(t+1) &= \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{E}\mathbf{p}(t) \\ \mathbf{y}(t) &= \mathbf{C}\mathbf{x}(t) + \mathbf{D}\mathbf{u}(t) + \mathbf{E}'\mathbf{p}(t) + \mathbf{q}(t) \end{aligned} \quad (2.4)$$

onde os *inputs*  $\mathbf{u}(t)$  e os *outputs* medidos  $\mathbf{y}(t)$  são ambos observáveis. O termo  $\mathbf{p}(t)$  engloba falhas nos actuadores, perturbações várias e erros nos *inputs* dos sensores, enquanto que  $\mathbf{q}(t)$  representa falhas nos seus *outputs* e  $\mathbf{E}$  e  $\mathbf{E}'$  são as matrizes de coeficientes. Num espaço de *input-output* podemos substituir (2.2) por:

$$\mathbf{H}(z)\mathbf{y}(t) = \mathbf{G}(z)\mathbf{u}(t) + \mathbf{H}(z)\mathbf{q}(t) + \mathbf{F}(z)\mathbf{p}(t) \quad (2.5)$$

Quando do desenvolvimento dos modelos é necessário distinguir entre dois tipos de falhas que resultam em termos adicionais no modelo (2.2): aditivas e multiplicativas. Estas últimas introduzem alterações nos parâmetros, ou seja nas matrizes  $\mathbf{H}(z)$  e  $\mathbf{G}(z)$ , e dependem dos valores reais das variáveis observadas. O modelo (2.2) fica neste caso [44]:

$$[\mathbf{H}(z) + \Delta\mathbf{H}(z)]\mathbf{y}(t) = [\mathbf{G}(z) + \Delta\mathbf{G}(z)]\mathbf{u}(t) \quad (2.6)$$

Por seu lado, as falhas aditivas aparecem como termos adicionais no modelo (2.2), independentes dos valores das variáveis observadas. Perturbações desconhecidas são introduzidas em (2.5) do seguinte modo:

$$\mathbf{H}(z)\mathbf{y}(t) = \mathbf{G}(z)\mathbf{u}(t) + \mathbf{H}(z)\mathbf{q}(t) + \mathbf{F}(z)\mathbf{p}(t) + \mathbf{K}(z)\omega(t) \quad (2.7)$$

onde  $\mathbf{q}(t)$  são as falhas dos sensores,  $\mathbf{p}(t)$  falhas nos actuadores e  $\omega(t)$  perturbações desconhecidas, com matrizes de coeficientes  $\mathbf{F}(z)$  e  $\mathbf{K}(z)$ . Estas podem consistir de componentes do processo não-modelizadas, de ruídos de medição ou ainda de falhas desconhecidas. Qualquer um destes factores é incorporado no processo sob a forma de falhas aditivas. As equações (2.5) e (2.7) diferem assim apenas na adição da componente de ruído nesta última. Uma comparação entre as equações (2.6) e (2.7) revela também uma distinção essencial entre falha aditivas e multiplicativas. As falhas aditivas aparecem no modelo como funções desconhecidas com dependência temporal multiplicadas por matrizes conhecidas, enquanto que as falhas multiplicativas ocorrem como funções conhecidas (*i.e.* observáveis) do tempo, multiplicadas



por matrizes desconhecidas. Estas diferenças são importantes na metodologia de diagnóstico posterior [44]. Refira-se também que ambas as categorias de falhas são usualmente designadas por incertezas na literatura, sendo distinguidas do mesmo modo que o aqui apresentado.

Os métodos baseados em redundância analítica utilizados em diagnóstico são basicamente técnicas de processamento de sinal que fazem uso de metodologias várias como estimativa paramétrica ou filtros adaptativos. Ambos os modelos, de espaço de estado e de *input-output*, podem ser escritos genericamente como:

$$\mathbf{y}(t) = f(\mathbf{u}(t), \omega(t), \mathbf{x}(t), \theta(t)) \quad (2.8)$$

onde  $\mathbf{y}(t)$  e  $\mathbf{u}(t)$  denotam *inputs* e *outputs* mensuráveis e  $\mathbf{x}(t)$  e  $\omega(t)$  representam variáveis de estado geralmente não-mensuráveis, representando  $\theta$  parâmetros processuais. A ocorrência de falhas causa usualmente alterações nas variáveis de estado e/ou nas nos parâmetros do modelo. Com base na modelização do processo é possível estimar as variáveis de estado e as perturbações (que não são geralmente passíveis de ser medidas) através dos *inputs* e dos *outputs* utilizando métodos de estimativa de estado e de parâmetros. Os filtros de Kalman têm sido muito utilizados para a estimativa de estado, enquanto que técnicas de utilização de relações de paridade para geração de resíduos têm sido desenvolvidas mais recentemente [43].

### Observadores de diagnóstico

A principal tarefa dos métodos FDI baseados em observadores é a geração de resíduos capazes de detectar e identificar de forma unívoca diferentes falhas. Estes devem ser robustos na medida em que a decisões deles decorrentes não devem ser corrompidas por parâmetros desconhecidos tais como ruídos de instrumentação ou incertezas de modelização. O método desenvolve uma série de observadores, sendo cada um deles sensível a um subconjunto de falhas mas insensível tanto às restantes como aos parâmetros desconhecidos. São os graus de liberdade adicionais permitidos pelas redundâncias analíticas e de *hardware* que permitem de facto o desenvolvimento desses observadores.

Numa situação em que não estejam a ocorrer falhas os observadores registam apenas resíduos muito pequenos devidos aos *inputs* desconhecidos. Quando ocorre uma falha, todos os observadores continuam a registar resíduos muito pequenos, com excepção daquele que tiver sido destinado a ser sensível a essa mesma falha e cujos valores de resíduo passarão a ser de grande magnitude. O conjunto de observadores é projectado de modo a que o seu padrão global de medição seja característico para cada uma das diferentes falhas de modo a permitir que estas sejam isoladas. Esta isolabilidade é garantida caso os observadores exibam um desacoplamento total para diferentes falhas e uma invariância com *inputs* desconhecidos.

De modo a explicitar a implementação de um observador de diagnóstico, considere-se um sistema descrito pelas seguintes equações de estado:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}(t+1) &= \mathbf{Ax}(t) + \mathbf{Bu}(t) + \mathbf{Ed}(t) + \mathbf{Fp}(t) \\ \mathbf{y}(t) &= \mathbf{Cx}(t) \end{aligned} \quad (2.9)$$

onde  $\mathbf{d}(t)$  representa *inputs* desconhecidos. Um observador será um modelo com a forma:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_0(t) &= \mathbf{T}\mathbf{x}(t) \\ \mathbf{x}_0(t+1) &= \mathbf{H}\mathbf{x}_0(t) + \mathbf{J}\mathbf{u}(t) + \mathbf{G}\mathbf{y}(t) \end{aligned} \quad (2.10)$$



A ideia subjacente ao método passa pela utilização de um algoritmo dinâmico que estime as variáveis de estado a partir dos *inputs* e dos *outputs* observados. O desenvolvimento do observador passa então pela escolha das matrizes  $\mathbf{T}$ ,  $\mathbf{H}$ ,  $\mathbf{J}$  e  $\mathbf{G}$ . Designando o erro na estimativa de estado no momento  $t + 1$  por  $\mathbf{e}(t + 1)$  e o resíduo por  $\mathbf{r}(t)$ , pode-se escrever:

$$\begin{aligned}\mathbf{e}(t + 1) &= \mathbf{x}_0(t + 1) - \mathbf{T}\mathbf{x}(t + 1) \\ \mathbf{r}(t) &= \mathbf{L}_1\mathbf{x}_0(t) + \mathbf{L}_2\mathbf{y}(t)\end{aligned}\quad (2.11)$$

Recorrendo a (2.9) e (2.10) demonstra-se que:

$$\mathbf{e}(t + 1) = \mathbf{H}\mathbf{x}_0(t) + (\mathbf{J} - \mathbf{T}\mathbf{B})\mathbf{u}(t) + \mathbf{G}\mathbf{y}(t) - \mathbf{T}\mathbf{A}\mathbf{x}(t) - \mathbf{T}\mathbf{E}\mathbf{d}(t) - \mathbf{T}\mathbf{F}\mathbf{p}(t) \quad (2.12)$$

De modo a permitir que o observador monitorize o sistema de forma independente dos *inputs* desconhecidos  $\mathbf{d}(t)$ , é necessário escolher uma matriz  $\mathbf{T}$  tal que  $\mathbf{T}\mathbf{E} = \mathbf{0}$ . O observador não é afectado pelo *input*  $\mathbf{u}(t)$  caso a matriz  $\mathbf{J}$  seja tal que  $\mathbf{J} = \mathbf{T}\mathbf{B}$ . Utilizando estas relações pode-se reescrever (2.12) como:

$$\mathbf{e}(t + 1) = \mathbf{H}\mathbf{x}_0(t) + (\mathbf{G}\mathbf{C} - \mathbf{T}\mathbf{A})\mathbf{x}(t) - \mathbf{T}\mathbf{F}\mathbf{p}(t) \quad (2.13)$$

Escolhendo a matriz  $\mathbf{G}$  de modo a que:  $(\mathbf{G}\mathbf{C} - \mathbf{T}\mathbf{A}) = -\mathbf{H}\mathbf{T}$  e  $\mathbf{L}_1\mathbf{T} + \mathbf{L}_2\mathbf{C} = \mathbf{0}$  vem ainda:

$$\begin{aligned}\mathbf{e}(t + 1) &= \mathbf{H}\mathbf{e}(t) - \mathbf{T}\mathbf{F}\mathbf{p}(t) \\ \mathbf{r}(t) &= \mathbf{L}_1\mathbf{e}(t)\end{aligned}\quad (2.14)$$

Na ausência de falhas  $\mathbf{p}(t) = \mathbf{0}$  logo:

$$\mathbf{e}(t + 1) = \mathbf{H}\mathbf{e}(t) \quad (2.15)$$

Se os valores absolutos dos valores próprios de  $\mathbf{H}$  forem menores que a unidade,  $\mathbf{e}(t) \rightarrow 0$  quando  $t \rightarrow \infty$ . Consequentemente, na ausência de falhas o erro de estimativa e logo o resíduo efectuarão a monitorização do processo independentemente dos *inputs* desconhecidos  $\mathbf{d}(t)$ , sendo por isso o observador dito de *input* desconhecido.

Caso ocorram falhas, o output  $\mathbf{y}(t)$  em (2.9) é alterado para:

$$\mathbf{y}(t) = \mathbf{C}\mathbf{x}(t) + \mathbf{q}(t) \quad (2.16)$$

e o erro de estimativa e o resíduo passam a ser:

$$\begin{aligned}\mathbf{e}(t + 1) &= \mathbf{H}\mathbf{e}(t) - \mathbf{G}\mathbf{q}(t) \\ \mathbf{r}(t) &= \mathbf{L}_1\mathbf{e}(t) + \mathbf{L}_2\mathbf{q}(t)\end{aligned}\quad (2.17)$$

Consequentemente, o erro e o resíduo transportam a "assinatura" das falhas dos sensores. As "assinaturas" correspondentes às falhas nos actuadores reflectem-se no erro e no resíduo na forma apresentada em (2.14).

Tendo sido apresentado o princípio básico dos observadores de diagnóstico, uma discussão mais detalhada dos mesmos pode ser encontrada em [42]. Esta fonte refere no entanto o

facto importante de uma metodologia baseada em observadores não implicar a aplicação de qualquer ferramenta de estimativa de estado, sendo geralmente suficiente estimar apenas os *outputs*.

Não deixa de ser interessante verificar que conceitos variados como a isolabilidade, a rejeição de incertezas de modelização ou a identificabilidade de falhas múltiplas se encontram presentes no tratamento matemático acima apresentado. No projecto de observadores, alguns dos graus de liberdade são englobados na condição  $\mathbf{TE} = 0$  de forma a possibilitar a referida rejeição de incertezas de modelização, dependendo os graus de liberdade perdidos das dimensões e estrutura da matriz  $\mathbf{E}$ . Os graus de liberdade restantes podem por seu lado ser utilizados no desacoplamento dos efeitos das falhas, permitindo a isolabilidade e a identificabilidade de falhas múltiplas, dependendo da estrutura da matriz  $\mathbf{H}$ , que especifica características do sistema para diferentes padrões de falhas.

Uma solução para o problema fundamental de uma detecção robusta de falhas pode ser encontrada em [41], onde se discute a robustez máxima passível de ser conseguida através do desacoplamento de falhas e o efeito das incertezas de modelização.

É obviamente desejável que o desempenho de um esquema FDI não seja afectado pelas condições operatórias do sistema, que podem inclusivamente ser diferentes daquelas existentes quando do projecto original do observador. Um grande problema relativo à robustez de um sistema FDI advém das incertezas presentes nos parâmetros físicos da instalação monitorizada, sendo evidente que quanto mais complexo for o modelo mais importante será o requisito de robustez [40].

A geração de observadores de diagnóstico para sistemas não-lineares também tem sido considerada na literatura [41]. O modelo descrito nesta referência pode ser escrito como:

$$\begin{aligned}\mathbf{x}(t+1) &= \mathbf{Ax}(t) + \mathbf{B}(\mathbf{y}(t), \mathbf{u}(t)) + \mathbf{Ed}(t) + \mathbf{F}(\mathbf{x}(t))\mathbf{p}(t) \\ \mathbf{y}(t) &= \mathbf{Cx}(t) + \mathbf{K}(\mathbf{x}(t))\mathbf{p}(t)\end{aligned}\tag{2.18}$$

onde  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{B}$ ,  $\mathbf{E}$ ,  $\mathbf{F}$ ,  $\mathbf{C}$  e  $\mathbf{K}$  são matrizes com as dimensões apropriadas. O procedimento é o mesmo que para observadores lineares, tomando a forma:

$$\begin{aligned}\mathbf{x}_0(t) &= \mathbf{T}\mathbf{x}(t) \\ \mathbf{x}_0(t+1) &= \mathbf{H}\mathbf{x}_0(t) + \mathbf{J}(\mathbf{y}(t), \mathbf{u}(t)) + \mathbf{G}\mathbf{y}(t) \\ \mathbf{r}(t) &= \mathbf{L}_1\mathbf{x}_0(t) + \mathbf{L}_2\mathbf{y}(t)\end{aligned}\tag{2.19}$$

o que resulta nas seguintes equações:

$$\begin{aligned}\mathbf{TA} - \mathbf{HT} &= \mathbf{GC} \\ \mathbf{TE} &= \mathbf{0} \\ \mathbf{J}(\mathbf{y}(t), \mathbf{u}(t)) &= \mathbf{TB}(\mathbf{y}(t), \mathbf{u}(t)) \\ \mathbf{L}_1\mathbf{T} + \mathbf{L}_2\mathbf{C} &= \mathbf{0}\end{aligned}\tag{2.20}$$

podendo as matrizes  $\mathbf{T}$ ,  $\mathbf{H}$ ,  $\mathbf{J}$ ,  $\mathbf{G}$ ,  $\mathbf{L}_1$  e  $\mathbf{L}_2$  ser determinadas a partir de (2.20).

Refira-se que a maior parte do trabalho relacionado com observadores de sistemas dinâmicos incide obviamente na geração de resíduos com características satisfatórias de desacoplamento, desempenhando também a avaliação dos resíduos um papel determinante na

subsequente detecção e diagnóstico de falhas. A componente de avaliação de resíduos tem de considerar uma solução de compromisso entre a rapidez e a fiabilidade da detecção, utilizando-se geralmente para o efeito simples funções de patamar, embora também se possam utilizar classificadores estatísticos.

### Relações de paridade

As relações de paridade são variantes rearranjadas e usualmente transformadas de modelos de *input-output* ou espaço de estados da instalação em causa [44]. O conceito fundamental subjacente a esta metodologia assenta na verificação da paridade (*i.e.* da conformidade) entre o modelo e as medições dos sensores e os *inputs* conhecidos do processo.

Em condições ideais de estado estacionário o resíduo das equações de paridade será zero, enquanto que em condições reais os resíduos serão não-nulos devido à ocorrência de ruídos vários, imprecisões de modelização, erros em sensores e actuadores e obviamente avarias e desvios vários à normalidade na instalação monitorizada. Nesta abordagem pretende-se essencialmente rearranjar a estrutura do modelo de modo a maximizar a isolabilidade das falhas. As primeiras utilizações de relações de paridade dinâmicas encontram-se em [40], com vários desenvolvimentos subsequentes.

O conceito de redundância previamente referido possibilita alguma flexibilidade no desenvolvimento das equações geradoras de resíduos de modo a obter um refinamento suplementar em termos de isolabilidade de falhas, requerendo uma capacidade de gerar vectores de resíduos mutuamente ortogonais para diferentes falhas. A redundância foi por exemplo aplicada a equações de balanço de modo a gerar vectores de resíduos com essas características [45], sendo depois estendida de modo a estabelecer condições de garantia de isolabilidade [46]. Foram também propostas outras abordagens, como a geração de equações de paridade a partir de representações de espaços de estados de sistemas dinâmicos [47]. Estas metodologias foram extendidas a condições de ruído intenso, generalizando os critérios de isolabilidade e minimizando a sensibilidade dos resíduos.

As equações de paridade são alternativas atraentes aos observadores devido à sua capacidade de quantificar *a priori* a isolabilidade das diferentes falhas, mas tendo por outro lado a desvantagem de estarem limitadas a falhas que não incluam derivas grosseiras em parâmetros processuais e de não lidarem com incertezas significativas em falhas paramétricas multiplicativas.

O conceito subjacente às metodologias de espaços de paridade pode ser resumido com base em [41]. Sejam  $y \in \mathbb{R}^n$  o vector de medições e  $x \in \mathbb{R}^m$  os valores reais das variáveis de estado, existindo redundância se  $n > m$ . Em condições de ausência de falhas  $x$  e  $y$  serão relacionados por:

$$y(t) = Cx(t) \quad (2.21)$$

enquanto que se ocorrer uma falha a função passará a ser:

$$y(t) = Cx(t) + \Delta y(t) \quad (2.22)$$

onde  $C \in \mathbb{R}^{n \times m}$  é a matriz dos parâmetros. Escolha-se uma matriz de projecção  $V \in \mathbb{R}^{(n-m) \times n}$  que satisfaça:

$$\begin{aligned}\mathbf{VC} &= \mathbf{0} \\ \mathbf{V}^T\mathbf{V} &= \mathbf{I}_n - \mathbf{C}(\mathbf{C}^T\mathbf{C})^{-1}\mathbf{C}^T\end{aligned}\quad (2.23)$$

Sendo um espaço nulo de  $\mathbf{C}$ , as linhas de  $\mathbf{V}$  têm de ser ortogonais, *i.e.*  $\mathbf{VV}^T = \mathbf{I}_{n-m}$ . A observação  $\mathbf{y}$  pode ser integrada num vector de paridade  $\mathbf{p}$  do seguinte modo:

$$\mathbf{p}(t) = \mathbf{V}\mathbf{y}(t) = \mathbf{V}\mathbf{C}\mathbf{x}(t) + \mathbf{V}\Delta\mathbf{y}(t) \quad (2.24)$$

onde  $\mathbf{p}(t) = \mathbf{V}\mathbf{y}(t)$  é o conjunto de equações de paridade cujos resíduos comportam a "assinatura" dos erros de medição. Num caso sem ocorrência de falhas,  $\mathbf{p} = \mathbf{0}$ . Caso ocorra uma falha no sensor de índice  $i$ , vem:

$$\begin{aligned}\Delta\mathbf{y} &= [0 \ 0 \ 0 \ \dots \ \Delta y_i \ 0]' \\ \Delta\mathbf{y}\mathbf{V} &= \Delta y_i \cdot (i\text{-ésima coluna de } \mathbf{V})\end{aligned}\quad (2.25)$$

As colunas de  $\mathbf{V}$  determinam assim  $n$  direcções distintas associadas a essas  $n$  falhas nos sensores, permitindo a distinção dos  $n$  padrões de falha e garantindo a sua isolabilidade.

A metodologia acima descrita é válida assumindo que a redundância é directa. Pode-se encontrar em [47] o seguinte procedimento válido para redundância tanto directa como temporal. Considerando mais uma vez o modelo de espaço de estados (2.1), o *output* em  $t+1$  será:

$$\mathbf{y}(t+1) = \mathbf{C}\mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{C}\mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{D}\mathbf{u}(t+1) \quad (2.26)$$

Para qualquer  $s > 0$ ,  $\mathbf{y}(t+s)$  terá a forma:

$$\mathbf{y}(t+s) = \mathbf{C}\mathbf{A}^s\mathbf{x}(t) + \mathbf{C}\mathbf{A}^{s-1}\mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \mathbf{C}\mathbf{B}\mathbf{u}(t+s-1) + \mathbf{D}\mathbf{u}(t+s) \quad (2.27)$$

As equações para  $s = 0, 1, \dots, n_1 \leq n$  podem ser escritas de forma compacta como segue:

$$\mathbf{Y}(t) = \mathbf{Q}\mathbf{x}(t - n_1) + \mathbf{R}\mathbf{U}(t) \quad (2.28)$$

Multiplicando (2.28) por um vector  $\mathbf{w}^T$  de dimensão apropriada temos a seguinte equação escalar:

$$\mathbf{w}^T\mathbf{Y}(t) = \mathbf{w}^T\mathbf{Q}\mathbf{x}(t - n_1) + \mathbf{w}^T\mathbf{R}\mathbf{U}(t) \quad (2.29)$$

Esta equação conterá em geral variáveis de *input* e *output* bem como variáveis de estado desconhecidas. Será válida como equação de paridade apenas se as variáveis de estado desaparecerem ou seja se:

$$\mathbf{w}^T\mathbf{Q}\mathbf{x} = 0 \quad (2.30)$$

Trata-se de um conjunto de equações lineares homogéneas, e caso o sistema seja observável estas  $m$  equações são independentes. Demonstrou-se que a partir do momento que se estabelecem os objectivos do trabalho, o uso de equações de paridade ou de observadores resulta em geradores de resíduos iguais ou equivalentes [43].

### Filtros de Kalman

As perturbações que ocorrem no funcionamento de uma instalação fabril são frequentemente flutuações aleatórias de que se conhecem geralmente apenas os parâmetros estatísticos. Uma solução para o diagnóstico de falhas neste tipo de sistema passa pela monitorização do erro de predição associado à inferência estatística [40], sendo o objectivo dessa metodologia o desenvolvimento de um estimador de estado com um erro o mais baixo possível. Para tal utiliza-se um estimador de estado óptimo, concretamente um filtro de Kalman, projectado com base num modelo do sistema no seu modo de operação normal.

Um filtro de Kalman é um algoritmo recursivo com variadíssimas aplicações industriais que necessitem de algum tipo de estimador de estado. Um filtro de Kalman num modelo de espaço de estados é equivalente a um predictor óptimo para um sistema linear estocástico num modelo de *input-output*, encontrando-se abaixo a teoria essencial subjacente ao seu funcionamento.

Considere-se um sistema estocástico linear descrito por um modelo de espaço de estados:

$$\begin{aligned}\mathbf{x}(t+1) &= \mathbf{A}\mathbf{x}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + \omega(t) \\ \mathbf{y}(t) &= \mathbf{C}\mathbf{x}(t) + v(t), \quad t \geq 0\end{aligned}\tag{2.31}$$

onde  $\mathbf{x}(t)$  é um vector  $n$ -dimensional;  $\mathbf{A}$ ,  $\mathbf{B}$  e  $\mathbf{C}$  são matrizes com dimensões adequadas;  $\mathbf{x}_0$  tem uma média  $\bar{x}_0$  e uma covariância  $\Sigma_0$ ;  $\omega(t)$  e  $v(t)$  são sequências gaussianas de ruído branco com médias  $E\{\omega(t)\} = 0$  e  $E\{v(t)\} = 0$  e uma matriz de covariância:

$$E \left\{ \begin{pmatrix} \omega(t) \\ v(t) \end{pmatrix} (\omega^T(\tau), v^T(\tau)) \right\} = \begin{pmatrix} \mathbf{Q} & \mathbf{S} \\ \mathbf{S}' & \mathbf{R} \end{pmatrix} \delta_{t-\tau}\tag{2.32}$$

onde  $\delta_{t-\tau}$  é o delta de Kronecker e  $\omega(t)$  e  $v(t)$  são independentes de  $\sigma(x_s : s \leq t)$

Na estimativa do estado  $\mathbf{x}(t+1)$  com base nos dados observados  $\{\mathbf{y}(t)\}$  e  $\{\mathbf{u}(t)\}$ , um filtro de Kalman óptimo minimiza a função:

$$J = \lim_{t \rightarrow \infty} E(\mathbf{e}^T(t)\mathbf{e}(t))\tag{2.33}$$

onde  $\mathbf{e}(t)$  é o erro de estimativa definido como  $\mathbf{e}(t) = \mathbf{y}(t) - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}(t)$ .

Assuma-se que o estado inicial e ambas as componentes de ruído são gaussianas e considere-se um estimador  $\hat{\mathbf{x}}(t+1) = E\{\mathbf{x}(t+1) | \mathbf{y}(t), \dots, \mathbf{y}(0), \mathbf{u}(t), \dots, \mathbf{u}(0)\}$ .

O estado filtrado  $\hat{\mathbf{x}}(t+1)$  satisfaz:

$$\begin{aligned}\hat{\mathbf{x}}(t+1) &= \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{B}\mathbf{u}(t) + K(t)[\mathbf{y}(t) - \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}(t)] \\ \hat{\mathbf{x}}_0 &= \bar{\mathbf{x}}_0\end{aligned}\tag{2.34}$$

O ganho  $K(t)$  do filtro de Kalman é dado por:

$$K(t) = [\mathbf{A}\Sigma(t)\mathbf{C}^T + \mathbf{S}][\mathbf{C}\Sigma(t)\mathbf{C}^T + \mathbf{R}]^{-1}\tag{2.35}$$

onde  $\Sigma(t)$  é a matriz  $n \times n$  de covariância do erro de estado.

A análise estatística dos filtros de Kalman pode ser encontrada por exemplo em [48] ou [49]. Foi demonstrado que uma bateria de filtros de Kalman projectada com base em todos os modelos disponíveis do sistemas submetidos a todas as alterações possíveis pode ser utilizado para isolamento de falhas [48]. Filtros de Kalman modificados e estendidos (EKF — *Extended Kalman Filter*) sub-óptimos foram também utilizados de modo a aumentar a eficácia computacional destas metodologias sem por isso sacrificar a precisão de diagnóstico [50].

### Estimativa paramétrica

O diagnóstico de derivas em parâmetros que não são directamente mensuráveis requer a utilização de métodos de monitorização paramétrica *on-line*. Para tal são necessários modelos paramétricos com precisões adequadas, usualmente num domínio contínuo sob a forma de equações diferenciais ordinárias ou parciais. Os modelos descritos pelas equações (2.1) e (2.8) tratam os parâmetros processuais como sendo constantes ou dependentes apenas de variáveis de estado. Falhas que ocorram como derivas paramétricas com dependência temporal podem então ser tratadas recorrendo a métodos de monitorização paramétrica. Este procedimento está descrito em [51].

Considere-se um modelo de que constem apenas *inputs* e *outputs* medidos, na forma:

$$\mathbf{y}(t) = f(\mathbf{u}(t), \theta) \quad (2.36)$$

Os parâmetros do modelo designados por  $\theta$  são estimados à medida que as medições  $\mathbf{y}(t)$  e  $\mathbf{u}(t)$  vão ficando disponíveis. Os parâmetros  $\theta$  são por sua vez relacionados com os parâmetros físicos  $\varphi$  através de  $\theta = g(\varphi)$ , sendo as alterações paramétricas  $\Delta\varphi$  calculadas através desta relação. Estas alterações podem ser correlacionadas com as falhas processuais utilizando técnicas de reconhecimento de padrão.

Várias técnicas de estimativa paramétrica têm sido investigadas, tais como métodos de mínimos quadrados, variáveis instrumentais ou estimativas através de métodos com discretização temporal [51]. A aplicação destes métodos implica a disponibilidade de modelos dinâmicos precisos do processo e é computacionalmente muito intensiva para processos de grande dimensão, não sendo por isso surpreendente que a principal questão relacionada com a sua aplicação seja precisamente a da complexidade. O modelo processual utilizado pode ainda, por exemplo, basear-se em dados de *input-output*, num modelo de *first principles* não-linear ou num modelo de ordem reduzida. Caso se opte por um modelo de *first principles* não-linear complexo, a estimativa paramétrica torna-se num problema de optimização não-linear, sendo inegável que a dificuldade em obter soluções em tempo real para estes últimos problemas reduz bastante a sua aplicabilidade efectiva.

### Redundância de *hardware* e esquemas de votação

Os chamados esquemas de votação são frequentemente utilizados em sistemas que possuam altos níveis de redundância de *hardware* [40].

Considerem-se a título de exemplo três sensores idênticos medindo a mesma variável. Se algum dos três sinais diferir acentuadamente dos restantes dois, o facto será em princípio indicativo de uma falha. Genericamente, qualquer diferença entre sinais num par de sensores num grupo redundante indicará algum tipo de falha. Estes esquemas de votação são facilmente implementáveis e permitem uma identificação expedita de falhas mecânicas em instrumentação. Uma alternativa passa por avaliar, dada uma gama de erro para diferentes sensores, vários subconjuntos de medições de modo a catalogar os níveis de consistência entre valores. O subconjunto que revelar diferenças menores poderá então servir como referência para aferir tanto a variável em causa como a qualidade das restantes medições, enquanto que aquele que pelo contrário apresentar maiores diferenças poderá servir para isolar eventuais falhas. Esta metodologia funciona de forma especial eficaz em sistemas com redundância de *hardware* paralela, levando a uma remoção progressiva de sensores defeituosos do domínio de decisão e reduzindo assim o número de falsos alarmes.

### Resíduos melhorados

Os resíduos reflectem falhas potenciais de um sistema, mas o processo de diagnóstico não está obviamente completo nesta fase, já que é ainda necessário confirmar a presença das falhas e isolar as suas causas. Nesta última tarefa é necessário gerar resíduos de diagnóstico não só sensíveis às falhas mas também com algum tipo de selectividade face a estas últimas. É para tal preferível gerar não só um resíduo mas antes todo um conjunto no qual cada um deve responder selectivamente a diferentes falhas potenciais. Estes resíduos poderão então servir não só como detectores mas também como classificadores de falhas. Nesse sentido foram desenvolvidos métodos de geração capazes de fornecer resíduos por assim dizer melhorados, nomeadamente conferindo-lhes características estruturadas ou direccionais.

Os resíduos estruturados são projectados de modo a que cada um deles responda de forma selectiva a um subconjunto de falhas. Os resíduos direccionais têm a capacidade de estarem confinados numa única direcção no hiperespaço multidimensional de falhas, o que faz com que o problema de isolar a falha equivalha a determinar a direcção pré-definida da qual o resíduo mais se aproxima.

- **Resíduos direccionais** — Esta abordagem gera vectores de resíduos confinados a uma região específica a cada falha que permite o seu isolamento no respectivo hiperespaço. O desenvolvimento deste tipo de resíduo baseia-se em sistemas lineares sem variação temporal de dimensões finitas. Considere-se o seguinte modelo [52]:

$$\mathbf{h}(z^{-1})\mathbf{y}(t) = \mathbf{U}(z^{-1})\mathbf{u}(t) + \mathbf{V}(z^{-1})\mathbf{p}(t) + \mathbf{W}(z^{-1})\omega(t), \quad t \geq 1 \quad (2.37)$$

onde  $\mathbf{p}(t)$  e  $\omega(t)$  representam respectivamente as falhas e o ruído.

Um gerador de resíduos é um operador linear dinâmico sobre os comandos de *input*  $\mathbf{u}(t)$  e os *outputs* medidos  $\mathbf{y}(t)$ , na forma:

$$\mathbf{r}(t) = \mathbf{G}(z^{-1})\mathbf{y}(t) + \mathbf{H}(z^{-1})\mathbf{u}(t) \quad (2.38)$$

A equação (2.38) é a forma "computacional" do gerador de resíduos, pretendendo-se que  $\mathbf{G}(z^{-1})$  e  $\mathbf{H}(z^{-1})$  sejam polinómios. Esta formulação é relativamente simples e garante resíduos limitados desde que  $\mathbf{u}(t)$  e  $\mathbf{y}(t)$  também o sejam. No entanto os resíduos não devem ser afectados pelos *inputs*  $\mathbf{u}(t)$ , o que resulta em:

$$\mathbf{H}(z^{-1})\mathbf{u}(t) = -\mathbf{h}^{-1}(z^{-1})\mathbf{G}(z^{-1})\mathbf{U}(z^{-1}) \quad (2.39)$$

Combinando as equações (2.37) a (2.39) obtém-se:

$$\mathbf{r}(t) = \mathbf{F}(z^{-1})\mathbf{p}(t) + \mathbf{L}(z^{-1})\omega(t) \quad (2.40)$$

A equação (2.40) é por assim dizer a forma "interna" do gerador de resíduos, explicitando a origem destes últimos.

A resposta do vector direccional de resíduos  $\mathbf{r}(t)$  aos efeitos combinados de todas as falhas e do ruído é:

$$\mathbf{r}(t) = \Psi\Delta(z^{-1})\mathbf{p}(t) + \Pi M(z^{-1})\omega(t) \quad (2.41)$$

onde  $\Delta(z^{-1})$  e  $M(z^{-1})$  descrevem a dinâmica das falhas e do ruído, respectivamente, enquanto que as matrizes  $\Psi$  e  $\Pi$  regem as direcções das falhas e do ruído.

Demonstrou-se que podem ser gerados resíduos direccionais em resposta a uma mistura arbitrária de falhas de *input* e *output* utilizando tanto relações de paridade dinâmicas como em métodos baseados em observadores. O seu desenvolvimento baseia-se num modelo de *input-output* do sistema monitorizado, sendo as relações de paridade aplicadas directamente às medições dos *inputs* e dos *outputs*.

- **Resíduos estruturados** — Esta abordagem produz resíduos de modo a que cada um deles responda de forma selectiva a um subconjunto de falhas, pretendendo-se obviamente que apenas o subconjunto específico a cada falha apresente valores não-nulos em resposta a essa mesma falha. O que equivale ao facto dos resíduos correspondentes a cada falha específica ficarem confinados apenas um subespaço do hiperespaço total de resíduos, permitindo a formação de "assinaturas" de falhas e conferindo assim uma estrutura aos próprios resíduos, possibilitando a isolabilidade das falhas já que cada resíduo não é afectado pelos subconjuntos que não lhe são específicos. Os resíduos estruturados são gerados basicamente através de equações de paridade ou de *input-output* estruturadas, segundo a metodologia descrita a seguir.

Para um sistema linear, os *inputs*  $\mathbf{u}(t)$  e os *outputs* medidos  $\mathbf{y}(t)$  observados podem ser relacionados com os seus valores reais  $\mathbf{u}^0(t)$  e  $\mathbf{y}^0(t)$  através de:

$$\begin{aligned}\mathbf{u}(t) &= \mathbf{u}^0(t) + \mathbf{p}(t) \\ \mathbf{y}(t) &= \mathbf{y}^0(t) + \mathbf{q}(t)\end{aligned}\tag{2.42}$$

onde  $\mathbf{p}(t)$  e  $\mathbf{q}(t)$  são respectivamente as falhas nos actuadores e nos sensores. Um resíduo define-se simplesmente como:

$$\mathbf{o}(t) = \mathbf{H}(z)\mathbf{y}(t) - \mathbf{G}(z)\mathbf{u}(t)\tag{2.43}$$

Utilizando as equações (2.42) pode-se escrever:

$$\mathbf{o}(t) = \mathbf{H}(z)[\mathbf{y}^0(t) + \mathbf{q}(t)] - \mathbf{G}(z)[\mathbf{u}^0(t) + \mathbf{p}(t)]\tag{2.44}$$

ou ainda através de (2.2):

$$\mathbf{o}(t) = \mathbf{H}(z)\mathbf{q}(t) - \mathbf{G}(z)\mathbf{p}(t)\tag{2.45}$$

Através da transformação:

$$\mathbf{r}(t) = \mathbf{W}(z)\mathbf{o}(t)\tag{2.46}$$

será possível implementar um certo número de propriedades sobre  $\mathbf{r}(t)$ . A estrutura dos resíduos é caracterizada por matrizes ditas de incidência, cujas colunas e linhas são respectivamente códigos de falha e resíduos. Por exemplo, para um sistema como três falhas possíveis  $F = [F_1 \ F_2 \ F_3]'$ , uma matriz de incidência pode ser da forma:



$$\begin{bmatrix} & F_1 & F_2 & F_3 \\ r_1 & I & I & 0 \\ r_2 & 0 & I & I \\ r_3 & I & 0 & I \end{bmatrix}$$

onde um elemento  $I$  indica que o resíduo responde à falha em causa, indicando um zero precisamente o oposto, o que faz com que as colunas da matriz correspondam à assinatura de determinada falha, que uma falha apenas com valores zero não seja detectável e que duas falhas não distinguíveis pela estrutura sejam idênticas.

### Conclusões Parciais

Do exposto acima é evidente que uma das maiores vantagens da utilização de modelos quantitativos baseados num modelo reside no facto de permitirem algum tipo de controlo sobre o comportamento dos resíduos. No entanto, vários factores como a complexidade do sistema, não-linearidades do processo ou a inexistência de dados de boa qualidade para a modelização tornam a tarefa de obter um modelo adequado difícil ou mesmo impraticável, limitando a sua aplicabilidade nomeadamente a nível industrial, concentrando-se a maioria dos trabalhos nesta área em aplicações aeroespaciais e na área de engenharia electrotécnica.

Como já referido, em termos de transformações no espaço de medições, os modelos quantitativos utilizam os resíduos como sendo o espaço de características, enquanto que a avaliação desses mesmos resíduos através de patamares de aceitabilidade previamente definidos efectua a passagem do espaço de características para o de classes. A transformação deste último num espaço de decisão dependerá no entanto do tipo de método utilizado. Caso as falhas estejam todas perfeitamente desacopladas o espaço de classes coincidirá com o de decisão.

Os tipos de modelos passíveis de serem gerados utilizando o tipo de métodos analíticos referidos estão limitados a casos lineares e a alguns modelos não-lineares muito específicos. Para a maioria dos casos não-lineares as aproximações serão em princípio bastante pobres reduzindo drasticamente a utilidade destas abordagens. Outro problema reside na aproximação algo simplista reservada a factores como erros ou incertezas de modelização, já que na maioria dos casos a matriz de perturbações apenas inclui incertezas aditivas. Na prática, no entanto, ocorrem incertezas de modelização graves sob a forma de incertezas multiplicativas, sendo esta limitação comum a todos os modelos quantitativos desenvolvidos até à data.

A juntar às limitações acima referidas, acresce ainda que os modelos quantitativos não apresentam garantias de serem capazes de reconhecer uma falha que não tenha sido explicitamente incluída na modelização, podendo não ser detectada nos resíduos. A adaptabilidade destas abordagens a condições processuais variáveis é também marginal. Além disso, tratando-se de processos em grande escala, a complexidade computacional pode aumentar para níveis dificilmente comportáveis, embora o constante aumento da potência de computação associado à natureza essencialmente linear destas abordagens contribua para mitigar este problema.

#### 2.4.2 Métodos qualitativos baseados num modelo (*Qualitative model-based methods*)

Enquanto que os métodos quantitativos passados em revista na secção anterior assentavam numa compreensão da física do processo expressa em termos de relações matemáticas funcionais entre *inputs* e *outputs* do sistema, nos modelos qualitativos estas relações passam

precisamente a ser qualitativas. Este tipo de modelo pode ser obtido alternativamente sob a forma de relações de causalidade qualitativas ou como hierarquias de abstracção, como explicitado a seguir. A figura 2.5 ilustra a taxonomia básica das abordagens qualitativas.

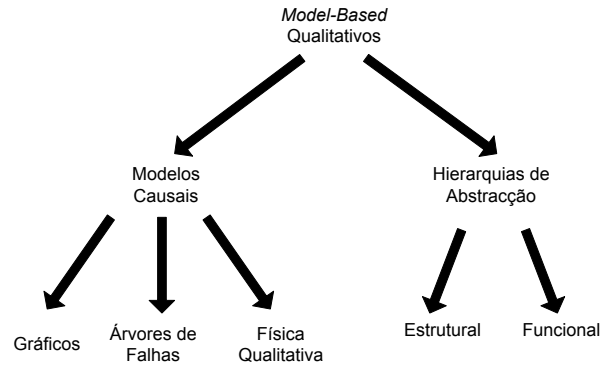


Figura 2.5: Classificação dos métodos qualitativos associados a um modelo.

O desenvolvimento de sistemas *knowledge-based* não é mais que uma tentativa de adquirir conhecimento e informação de modo a obter conclusões utilizando formalismos metodológicos. Um sistema pericial, vulgo *Expert System*, é assim essencialmente um programa de computador que imita o comportamento cognitivo que um perito humano utilizaria na resolução de um problema em determinado domínio. Consiste essencialmente numa base de dados que engloba tipicamente um grande número de regras do tipo *IF-THEN*, juntamente com um módulo de inferência que efectua uma busca nessa base de dados de modo a obter conclusões a partir dos parâmetros de diagnóstico. É evidente que as dimensões da árvore de decisão gerada pelo conjunto das regras existentes crescem enormemente com o aumento de complexidade do sistema. O principal problema deste tipo de representação da informação reside no facto de não incorporar nenhum tipo de compreensão da física subjacente ao sistema, falhando em situações de ocorrência de falhas que não constem da base de dados.

Existem basicamente três tipos de processo de raciocínio: abductivos, indutivos e por defeito. A abdução não é mais que a apresentação de uma explicação hipotética para determinada observação, embora ao contrário do que acontece com a lógica dedutiva normal seja possível obter mais do que uma resposta por abdução. É por isso necessário decidir qual das várias hipóteses passíveis de serem geradas é a mais provável, considerando para o efeito tanto a incerteza dos dados como o peso das provas disponíveis. A procura da causa de uma anomalia num processo, tipicamente utilizando um sistema baseado num modelo matemático, é um exemplo de raciocínio abductivo, gerando hipóteses de modo a isolar causas. A abdução fornece adicionalmente explicações acerca de como dada causa pode resultar na anomalia observada, com vantagens evidentes na fundamentação da tomada de decisão.

Os primeiros trabalhos na área da aprendizagem de sistemas artificiais incidiram sobre classificação de padrões e sobre jogos, muito através da aplicação de raciocínios de tipo indutivo. Nestes, um conjunto de experiências quaisquer é classificado em categorias ou conceitos, generalizando ou especializando uma definição conceptual aprendida de modo a incluir experiências que correspondam à definição e a excluir as restantes. No entanto, uma definição clara de um conceito ou de uma categoria raramente é simples de conseguir, tipicamente devido à grande variedade tanto de experiências em causa como de incertezas relacionadas. Prefere-se

por isso frequentemente a utilização de um esquema de aprendizagem adaptativo. Um exemplo deste tipo de metodologia é o esquema dito conduzido por falhas (*failure-driven*), em que se refina um conceito através da falha sucessiva de premissas acerca das experiências. A incapacidade de uma regra de decisão heurística em detectar a fonte de uma falha pode levar a uma alteração no conhecimento acerca dessa falha e consequentemente na elaboração da própria regra de decisão.

A existência de experiências relacionadas com anomalias e falhas num instalação fabril pode por exemplo ser utilizada na geração de regras que relacionem um conjunto de observações com causas específicas, podendo este conhecimento ser estendido ao longo do tempo tanto através de uma generalização por integração contínua de observações bem-sucedidas de binómios observação/causa não considerados previamente como de uma especialização quando se verificam exceções.

Fazem-se frequentemente suposições ou estabelecem-se premissas acerca dos valores tomados por variáveis processuais, com o objectivo de estabelecer razões que permitam que os valores de outras variáveis se sobreponham, com raciocínios do tipo "se a saída está bloqueada então o caudal é nulo", ou que se rejeitem as explicações por defeito caso conduzam a algum tipo de contradição, do tipo "se a saída do tanque está bloqueada, o seu nível não pode diminuir".

Uma característica fundamental dos raciocínios por defeito reside no facto se serem não-monótonos. De facto, em termos de lógica convencional, uma vez deduzido um facto considera-se que este se mantém verdadeiro ao longo do resto do raciocínio, definindo assim a monotonia deste último. No entanto, à medida que surgem novas evidências, é frequentemente necessário rever as deduções de modo a manter uma coerência lógica.

Esta afirmação pode ser ilustrada recorrendo novamente ao exemplo do tanque. A dedução de que o seu nível não podia diminuir devido à saída estar bloqueada pode e deve provavelmente ser alterada se surgir a prova de que o tanque apresenta uma fenda de grande dimensões. Este tipo de raciocínio, em que se permite a alteração ou mesmo a eliminação de deduções é dito não-monótono, sendo especialmente valioso ao lidar com situações onde nem toda a informação está disponível em qualquer momento ou se é necessário lidar simultaneamente com muitos casos que podem não ser consistentes entre eles, tendo sido demonstrado que os raciocínios por defeito podem ser utilizados em casos com falhas ou causas de falha múltiplas.

A necessidade de uma ferramenta capaz de modelizar quantitativamente um sistema, capturando a sua estrutura de causalidade de modo mais profundo do que os sistemas periciais convencionais mas de forma menos rígida do que a simulação numérica, levou ao desenvolvimento de metodologias variadas passíveis de representar conhecimento de forma qualitativa e de raciocinar com base nessa representação, como discutido nas secções seguintes.

### Modelos Causais Gráficos (*Digraph Based Causal Models*)

De certo modo, o diagnóstico é o inverso da simulação. Enquanto que com esta última se pretende a caracterização do comportamento de um processo com base nos seus aspectos estruturais e funcionais, o processo de diagnóstico visa deduzir algum tipo de estrutura a partir do comportamento do sistema, sendo para tal necessário algum tipo de raciocínio acerca das relações de causalidade presentes. Uma abordagem *model-based* baseada em *first-principles* começa pela elaboração de uma descrição do sistema, juntamente com observações relativas a casos com ocorrência de anomalias várias, pretendendo-se identificar alterações funcionais

originadas por estas últimas.

Relações de causalidade ou modelos podem ser representados sob a forma de gráficos usualmente designados na literatura anglo-saxónica como *signed digraphs* (SDG). Estes *digraphs* são gráficos cujos nós estão ligados por intermédio de segmentos orientados, com um sinal positivo ou negativo associado, ligando estes segmentos direccionais nós "causa" a nós "efeito". Os nós correspondem a variáveis, enquanto que os segmentos que os ligam correspondem às relações entre nós, podendo por isso corresponder a um desvio do valor de regime permanente de uma dada variável. Apresentam a vantagem de serem relativamente compactos, se comparados com outros tipos de armazenamento de informação deste tipo como tabelas de verdade ou tabelas de decisão.

Considere-se o exemplo de um tanque, de modo a explicitar o conceito. Designando o caudal de entrada por  $F_1$ , o de saída por  $F_2$  e o nível do tanque por  $Z$ , as equações que descrevem o sistema podem ser escritas como:

$$F_1 - F_2 = \frac{dZ}{dt} \quad (2.47)$$

$$F_2 = \frac{Z}{R} \quad (2.48)$$

O SDG correspondente está ilustrado na figura 2.6.

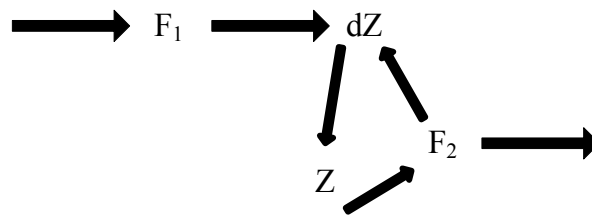


Figura 2.6: Diagrama SDG

Pode ser lido do seguinte modo: uma causa externa causa uma alteração no caudal  $F_1$ , que por sua vez origina uma alteração no nível do tanque ( $Z$  e  $dZ$ ), que por sua vez altera o caudal de saída  $F_2$  com a consequente retroacção sobre o nível do tanque, correspondendo os sinais dos segmentos à direcção da alteração. Em casos mais gerais a relação entre dois segmentos pode ser dependente de outras acontecimentos ou variáveis do sistema.

Um diagrama SDG típico pode apresentar três tipos de nós:

- Nós apenas com segmentos de *output*, representando variáveis que podem mudar de forma independente.
- Nós com segmentos tanto de *input* como de *output*, tipicamente representando variáveis processuais.
- Nós apenas com segmentos de *input*, tipicamente designados variáveis de saída e não afectando quaisquer outras variáveis.

Os diagramas SDG são um método eficaz para a representação gráfica de modelos qualitativos, constituindo uma das formas de informação causal mais largamente utilizada em

aplicações de diagnóstico, sendo a seguir apresentadas alguns detalhes adicionais acerca das suas características.

Algumas definições de utilização corrente neste contexto podem ser úteis. Um subconjunto pertencente a um SDG denomina-se SCC (*Strongly Connected Component*) se cada nó desse subconjunto possuir uma ligação a cada um dos restantes. Um nó que não possua qualquer segmento de *input* toma a designação de nó-raiz ou MSCC (*Maximal Strongly Connected Component*).

A primeira aplicação de gráficos SDG em aplicações de diagnóstico pode ser encontrada em [54]. Os diagramas podem ser obtidos a partir tanto de modelos matemáticos do processo subjacente como de dados operacionais (nomeadamente na forma de experiência do operador). A partir dos SDG, procede-se à geração de gráficos causa-efeito (CE), consistindo apenas de nós e de segmentos válidos. Estes últimos não são mais que aqueles que podem potencialmente explicar a propagação local da falha e logo o sintoma ou padrão observados. Apenas se consideram nós que apresentem comportamentos associados a anomalias pelo facto dos nós "normais" não apresentarem ligação entre nós "defeituosos" e nós associados a sensores. Os sinais dos nós de um SDG constituem no seu conjunto um padrão, motivo pelo qual, na ausência do conhecimento de todos os sinais, o padrão se diz parcial. Num sistema típico, nem todas as variáveis processuais são monitorizadas. Quando algum dos nós apresentar algum tipo de anomalia pode-se construir para efeitos de diagnóstico um gráfico CE com padrão parcial (dito "quase-CE"), em que o sinal dos nós não-medidos é assumido sequencialmente, expandindo-se o gráfico quase-CE. Todos os nós MSCC possíveis são identificados como fontes potenciais de falhas através de propagação a todo o gráfico CE. Uma vez esgotado o espaço de combinações para o sinal dos nós não-medidos, o processo de raciocínio chega ao fim.

Foi também demonstrado que gráficos SDG podem ser obtidos a partir das equações diferenciais que descrevem o processo [55]. Nesse trabalho, era permitida uma variação dinâmica dos ganhos dos vários segmentos, essencialmente com o objectivo de lidar com não-linearidades. Outros trabalhos incidiram sobre segmentos condicionais em representações SDG, através da utilização de dois segmentos paralelos com sinais diferentes na representação de eventos condicionais ou duais [56]. Impede-se deste modo a omissão de algumas origens causais, embora o número de soluções erróneas possa aumentar.

Outros autores utilizaram dinâmica parcial de sistemas (como o tempo necessário à propagação de uma falha de uma variável ou processo para outro), informação estatística acerca de falhas de equipamento (*e.g.* probabilidades de falha) e diagramas SDG na representação da propagação de falhas utilizada na localização das mesmas. Não é neste caso necessário qualquer sinal nodal embora esta metodologia esteja limitada a sistema sem retroacção, vulgo *feedback* [57].

Foram também implementados sistemas *rule-based* utilizando gráficos SDG [58]. Este tipo de metodologia passa por considerar todas as "árvores" de simulação possíveis, consistindo estas em segmentos dirigidos ligando nós-raiz e nós sintomáticos e sendo posteriormente convertidas em regras lógicas, utilizando uma metodologia adequada.

Um trabalho importante na área da simulação qualitativa (QSIM) utilizando SDG é descrito na referência [59]. Os gráficos SDG são gerados com base em algoritmos que utilizam equações de sistema tanto estáticas (*i.e.* de estado estacionário) como dinâmicas, sendo dado ênfase à eliminação de soluções espúrias (devidas à natureza qualitativa das equações) sem prejuízo de completude. Além das equações qualitativas e das convergências geradas por SDG, são também obtidas equações latentes ou redundantes a partir das equações estacionárias originais através de manipulação algébrica. O SDG obtido a partir do modelo dinâmico é

adicionalmente utilizado para obter confluências adicionais úteis no refinamento do processo de eliminação de soluções espúrias.

Como referido, as confluências geradas através de equações latentes resultam da manipulação algébrica das equações independentes originais, denominando-se estas equações como redundantes pelo facto de não fornecerem qualquer tipo de informação adicional em termos de análise quantitativa, sendo no entanto particularmente úteis na eliminação de soluções erróneas. Algumas heurísticas (tais como balanços globais e sub-globais ou eliminação de grupos de variáveis) podem ser utilizadas no sentido de gerar equações latentes, embora existam algumas limitações impostas pela automação (ou modularidade) e pela quantidade de informação necessária a essa geração. Este tipo de confluência é muitas vezes designado como não-causal devido ao facto das equações algébricas não serem capazes de representar causalidades de forma explícita. Podem também ser obtidas confluências que descrevam a dinâmica de sistemas representados por equações diferenciais ordinárias ou parciais, sendo nestes casos explícita a causalidade.

Foi também demonstrado que os métodos anteriores não conseguiam prever a resposta do sistema na presença de resposta inversa e/ou resposta compensatória (excepto para *loops* de controlo), em virtude de assumirem que as falhas apenas se propagavam através de segmentos ditos caminhos causais simples (*simple causal paths* — SCP), para os quais não há repetição de nós. A presença de resposta inversa e/ou resposta compensatória reflecte-se na existência de múltiplos segmentos ligando nós-raiz aos nós considerados (muitos vezes com efeitos opostos). As variáveis correspondentes são designadas inversas ou compensatórias (IV e CV), respectivamente, sendo as variáveis controladas casos particulares de CV, partilhando a propriedade de poderem propagar perturbações sem apresentarem elas próprias desvios. É possível estabelecer as condições necessárias para que um dado sistema apresente resposta inversa e/ou resposta compensatória, podendo as condições suficientes ser derivadas com base numa análise apenas quantitativa.

De modo a propagar efeitos através de variáveis IV e CV é necessário representar segmentos adicionais. Uma vez representados estes últimos o diagramas SDG é dito extendido (*Extended SDG*) [59].

Uma vez obtido um ESDG, a suposição da existência de caminhos causais simples SCP pode ser utilizada na previsão da resposta em regime permanente do sistema. O diagrama ESDG é para o efeito convertido num conjunto equivalente de confluências na forma de balanços nodais (em nós com pelo menos um segmento de *input*). Estes balanços nodais reflectem simplesmente o facto do sinal de um dado nó resultar da influência dos segmentos que nele incidem, tendo as confluências uma origem eminentemente causal. Algumas redundam com as confluências não-causais mas outras são inteiramente novas e seriam muito dificilmente deriváveis a partir de equações latentes, podendo também ser úteis na eliminação de equações *steady-state* instáveis. Em *loops* de retroacção negativa, um balanço nodal num ESDG assegura automaticamente a presença de um ou mais SCP pelo facto da selecção de um caminho causal complexo resultar na violação de de pelo menos um balanço nodal de regime permanente, eliminando-se assim caminhos complexos de forma automática.

No entanto, os balanços nodais não são suficientes para, isoladamente, garantir a eliminação de caminhos causais complexos em *loops* com *feedback* positivo, podendo levar à geração de soluções espúrias. Uma solução pode passar pela imposição de uma condição segundo a qual pelo menos um dos nós deve assumir um sinal imposto por efeitos exteriores. No entanto, o trabalho referido em [59] não fornecia qualquer tipo de parâmetro de avaliação da eficiência com que se efectua a remoção de soluções espúrias, pelo facto desse tipo de avaliação ser



muito difícil e da sua utilidade prática poder ser limitada por ser eventualmente demasiado específica a cada caso em estudo.

Outra abordagem possível é apresentada em [60, 61], utilizando modelos designados PCEG (*Possible Cause and Effect Graph*), com propriedades muito semelhantes às dos SDG padrão, com a vantagem adicional de fornecerem informação mais precisa acerca do estado do sistema com a consequente redução potencial do espaço de busca.

A resolução dos gráficos SDG pode ser melhorada através da utilização de *fuzzy logic* [62]. Esta abordagem é utilizada após uma identificação prévia das localizações candidatas mais prováveis, utilizando-se as técnicas *fuzzy* de modo a ordenar as candidatas por ordem de probabilidade, aumentando obviamente a precisão e a resolução do diagnóstico.

Esta aplicação de técnicas *fuzzy* não se restringe a aplicações em regime permanente, podendo ser aplicadas de modo a gerar relações dinâmicas *fuzzy*, que por sua vez são utilizadas na eliminação de interpretações espúrias atribuíveis a efeitos de *loops* de retroacção. Este método aplica também raciocínios *fuzzy* para estimar o estado de variáveis não-medidas de modo a explicar a propagação das falhas [63, 64].

Um certo número de trabalhos recentes estende a aplicação de ferramentas de *fuzzy logic*. Foram propostos enquadramentos integrados para supervisão de processos fazendo uso destas ferramentas [65], tendo também sido demonstrado como diagramas SDG podem ser utilizados na simulação quantitativa e qualitativa do comportamento temporal de processos [66]. A literatura relacionada com a combinação de técnicas *fuzzy* com modelos qualitativos na melhoria da gama de representatividade destes últimos tem vindo a aumentar, demonstrando o interesse no potencial que estas metodologias híbridas evidenciam.

### Árvores de Falhas (*Fault Trees*)

As árvores de falhas encontraram a sua primeira aplicação na análise da fiabilidade e segurança de sistemas, tendo sido desenvolvidas inicialmente pelos *Bell Telephone Laboratories* em 1961. As árvores de falhas não são mais que árvores lógicas onde se propagam acontecimentos primários, i.e. falhas, desde os níveis inferiores da árvore até aos níveis superiores onde se encontram as possíveis causas ou riscos, possuindo tipicamente as árvores nós repartidos por vários níveis [67]. Em cada nó são efectuadas para efeitos de propagação diferentes operações lógicas como "e" e "ou" (ou, de forma mais convencional neste contexto, AND e OR).

Uma análise utilizando uma árvore de falhas genérica consiste basicamente nos passos seguintes.

- Definição do sistema.
- Construção da árvore de falhas.
- Avaliação qualitativa.
- Avaliação quantitativa.

Antes da construção da árvore de falhas é obviamente conveniente possuir-se uma compreensão tão completa quanto possível do sistema em causa.

A árvore é construída com recurso a uma série de perguntas de modo a isolar a causa de uma falha. Ao responder a cada uma das perguntas sucessivas acerca de cada acontecimento geram-se outros acontecimentos, através de relações lógicas nodais, com base no anterior. A

árvore é expandida deste modo até que apenas se encontrem acontecimentos ditos primários para os quais não são necessárias perguntas e logo respostas e explicações adicionais.

Uma vez construída a árvore é necessário proceder à sua avaliação e análise. A avaliação qualitativa tem por objectivo a determinação de conjuntos de falhas com a menor dimensão possível, definidos como o conjuntos de falhas primárias necessário e *suficiente* que explique a ocorrência da falha, identificando-se deste modo os componentes críticos dos conjuntos possíveis.

Numa avaliação quantitativa o conhecimento acerca das probabilidades de ocorrência dos acontecimentos primários é utilizado no cálculo da probabilidade de cada falha potencial, sendo o termo "avaliação" empregue no sentido de reflectir a determinação dessas probabilidades e não propriamente a exactidão da própria árvore gerada, como se poderia erroneamente concluir.

As árvores de falhas fornecem um meio computacional que permite a implementação de lógica combinatória aplicada à identificação de falhas, residindo boa parte da sua atracção no facto de poderem ser utilizados diferentes tipos de nós lógicos (OR, AND, XOR) em vez dos nós predominantemente OR utilizados nos gráficos SDG, com vantagens na eliminação de soluções espúrias e na representação concisa das características do sistema.

A sua maior desvantagem residirá por outro lado na propensão de ocorrência de erros diversos nas várias fases, sendo tipicamente uma árvore de falhas tanto melhor quanto melhor tenha sido o modelo mental de quem a desenvolveu, ou inversamente. De modo a efectuar um diagnóstico consistente com base nesta metodologia, esta deve representar da forma o mais abrangente possível as relações causais do processo (*i.e.* explicar todos os cenários de falha possíveis), não existindo no entanto qualquer método formal que permita verificar a exactidão das árvores de falha desenvolvidas.

Os diagramas SDG também têm sido utilizados no desenvolvimento de árvores de falhas [68]. Estas últimas permitem a determinação de caminhos causais segundo os quais os acontecimentos primários (falhas) se podem propagar através do sistema de modo a causar o acontecimento de topo de hierarquia (causas). Dado um acontecimento de topo, desenvolve-se uma árvore de falhas utilizando a informação processual disponível sob a forma de diagrama SDG, de acontecimentos primários ou combinações destes últimos que possam resultar no acontecimento de topo. A informação processual pode estar disponível na forma de modelos unitários e de topologia processual mostrando a conectividade de informação entre os modelos das várias unidades do sistema. Estes modelos, por sua vez, representam o modo como as variáveis se relacionam tanto quando a unidade funciona devidamente como quando apresenta algum tipo de anomalia.

O problema da síntese de árvores de decisão pode ser formulado como uma busca num espaço de estados finito. Dado um estado inicial o algoritmo aplica operadores lógicos (OR, AND, XOR) que o transformam num estado-objectivo. O estado inicial é o acontecimento de topo, enquanto que o estado-objectivo é a árvore de decisão que liga o acontecimento de topo a todos os possíveis acontecimentos primários. O diagrama SDG define os vários estados possíveis, utilizando-o os operadores de modo a responder à pergunta "O que pode causar esta observação/medição" em cada um dos nós da árvore de falhas. A resposta pode ser obtida através de um grande número de alternativas, expandindo-se nesse caso o nó de modo a considerá-las utilizando um operador OR. Caso a resposta envolva todo um conjunto de alternativas, utiliza-se obviamente o operador AND. Uma resposta à questão colocada utilizando apenas informação contida num gráfico SDG local não é possível na presença de *loops* dos tipos *feedback* ou *feedforward*, desenvolvendo-se por esse motivo operadores ditos



de *loop*, que consideram o loop de retroacção na sua globalidade. Embora se possam gerar árvores de falhas a partir de gráficos SDG de forma rigorosa, muito do interesse de representar informação segundo este método perde-se nesse processo [68].

Uma vez sintetizada a árvore de falhas a informação é armazenada na forma de conjuntos de falhas, ou de modo mais formal como qualquer conjunto de acontecimentos primários que ocorrendo simultaneamente causem a ocorrência do evento de topo de hierarquia. Um conjunto de falhas com a menor dimensão possível será um subconjunto do anterior, englobando o conjunto dos acontecimentos que *devem* ocorrer em simultâneo para que ocorra o evento de topo.

As árvores de falhas não são particularmente adequadas à tarefa de detecção de falhas e consequentemente de diagnóstico, embora tenha sido derivada uma árvore de detecção de falhas que utiliza informação em tempo real na verificação de acontecimentos na árvore de falhas, utilizando um operador AND em cada acontecimento primário [67]. Os *inputs* para o operador são obviamente o próprio acontecimento primário e os dados em tempo real que verificam o acontecimento.

### Física Qualitativa

Por física qualitativa não se entende mais que a aplicação de senso comum a sistemas físicos, sendo uma das áreas de maior interesse no domínio da inteligência artificial. Para efeitos de diagnóstico, este tipo de informação tem sido representado em duas formas principais.

A primeira abordagem consiste na derivação de equações qualitativas a partir de equações diferenciais designadas por equações de confluência.

De modo a ilustrar a metodologia, considerem-se novamente as equações (46) e (47) que descreviam o estado do tanque. As equações de confluência em estado estacionário serão para este exemplo:

$$[F_1] - [F_2] = 0 \quad (2.49)$$

$$[Z] - [F_2] = 0 \quad (2.50)$$

onde  $[F_1]$  representa o sinal da variável de desvio  $F_1$ . Estas equações podem ser resolvidas qualitativamente, obtendo-se valores também eles qualitativos para as variáveis, podendo-se especificar uma álgebra que estabeleça o modo de combinação dos valores qualitativos. Caso o valor permitido para a variável seja "+", esta última apenas pode tomar valores qualitativos altos, podendo por isso apenas aumentar.

Importa observar que é possível derivar um modelo qualitativo mesmo na ausência de um modelo matemático preciso. Os modelos quantitativos não necessitam de informação detalhada acerca do processo, tal como expressões exactas ou valores numéricos, sendo muitas vezes suficiente alguma informação acerca da ordem de grandeza dos valores de parâmetros e variáveis processuais. Considere-se o caso da predição do nível de um tanque com um aumento do caudal de entrada. Utilizando um raciocínio qualitativo, é possível prever um aumento mesmo que apenas inicial do nível do tanque, apesar de variáveis como a secção do tanque ou da saída poderem ser desconhecidas.

Esta metodologia de modelização qualitativa de sistemas e de representação de causalidade tem atraído uma quantidade considerável de trabalho. Um método conhecido por ordenamento causal foi sugerido de modo a estabelecer, antes do diagnóstico, um ordenamento

parcial ou total das variáveis num sistema de equações. Este método permite a obtenção de relações causais através de uma redução adequada das relações funcionais conhecidas sobre o processo [69].

Foi também sugerido o uso de equações de confluência desenvolvidas a partir de equações diferenciais do modelo matemático, utilizando um método de propagação de desvios especificando uma regra para estabelecer a ordenação, mas apenas no momento de propagação das perturbações [70].

Existe ainda outro método, designado ordenação de precedências, utilizado na ordenação das variáveis com base no fluxo de informação entre elas. A ideia subjacente é de que o fluxo de informação entre as equações não é simultâneo, ocorrendo assimetrias (ordem de precedência parcial ou completa entre variáveis) entre elas. Esta assimetria ilustra o fluxo de informação, representando assim causalidade. Este método tem sido utilizado na resolução de sistemas de equações simultâneas, podendo também ser usado na derivação de modelos causais. De facto, os conceitos de ordenação causal referidos em [69] e de propagação de desvios em equações de confluência referidos em [70] relacionam-se precisamente com esta ideia.

A segunda das duas abordagens principais em física qualitativa referidas no início desta subsecção é a derivação de comportamento qualitativo com base em equações diferenciais ordinárias (ODE). O objectivo deste tipo de metodologia é de raciocinar a partir de física qualitativa e de equações descritivas de modo a obter descrições comportamentais também elas qualitativas, fornecendo explicações para comportamentos observados. A vantagem destes simuladores qualitativos reside na sua capacidade de obter conclusões parciais a partir de informação processual incompleta e eventualmente de confiabilidade duvidosa.

Cada uma das teorias acima referidas parte de uma descrição do mecanismo físico utilizado no desenvolvimento de um modelo, utilizando-se depois um algoritmo de modo a determinar todos os comportamentos do sistema na ausência de um conhecimento preciso de parâmetros e relações funcionais. Algumas referências enfatizam a modelização de componentes físicos individuais e a derivação do comportamento de um sistema constituído por esses mesmos componentes através do uso da sua conectividade de modo a estabelecer constrangimentos para o sistema global [70]. A simulação qualitativa, tal como definida noutras referências [72], passa pela definição de um modelo de graus de liberdade e constrangimentos do sistema, em termos de versões qualitativas de relações matemáticas tais como adição, multiplicação e diferenciação, devendo as variáveis utilizadas na modelização de sistemas físicos satisfazer estes constrangimentos matemáticos qualitativos. A estrutura resultante representará então uma abstracção qualitativa do sistema de equações em causa. As aplicações mais populares de modelos qualitativos em processos de diagnóstico denominam-se QSIM (*Qualitative SIMulation*) e QPT (*Qualitative Process Theory*).

Em aplicações de ciência e engenharia os sistemas físicos são modelizados através da utilização de sistemas de equações diferenciais, resolvidas analítica ou numericamente de modo a obter funções que representem o comportamento do sistema. De um modo similar, os modelos quantitativos representam uma abstracção do sistema físico real, capturando a informação acerca deste através de constrangimentos qualitativos. Os modelos qualitativos são então resolvidos de modo a obter uma descrição também ela qualitativa do sistema. Representações QSIM e algoritmos de simulação permitem deduções matemáticas acerca dessa descrição.

A aplicação de metodologias QSIM passa pela definição de um conjunto de restrições representativas da estrutura do processo e das suas condições iniciais, juntamente com uma

representação, geralmente gráfica, de todos os possíveis estados futuros do sistema e em que cada caminho ligando um determinado nó à raiz do gráfico representará um comportamento possível distinto. O modelo de restrições consiste num conjunto de símbolos representativos das variáveis processuais, juntamente com as relações entre estas últimas. As restrições permitem expressar relações matemáticas simples entre variáveis, tais como a adição, a multiplicação ou a diferenciação.

O facto das variáveis serem funções continuamente deriváveis de variável real permite a aplicação do teorema do valor médio, restringindo as transições possíveis de um dado estado qualitativo para outro. A simulação começa com o estado inicial, prosseguindo com a geração de todas as transições possíveis permitidas e utilizando as restrições de modo a verificar se estas permitem cada uma das transições. Estas últimas são ainda filtradas através da detecção da ocorrência de estados estacionários ou de comportamentos cíclicos. Obtêm-se assim estados sucessivos, ramificando-se a descrição caso sejam em número maior que a unidade e obtendo-se assim uma árvore de descrições qualitativas. Uma característica importante dos algoritmos QSIM daqui decorrente é a capacidade de descrever o comportamento dinâmico de um sistema em adição ao seu comportamento estacionário.

Existem dois problemas principais na geração de confluências a partir de uma física qualitativa: ambiguidades e soluções espúrias. As primeiras apenas podem ser resolvidas de forma completa através do uso de valores numéricos concretos, tendo sido propostos enquadramentos que permitem avaliar as ordens de grandeza em causa [73]. As magnitudes de duas influências  $A$  e  $B$  são relacionadas utilizando relações do tipo "negligenciável comparado com", "próxima de" ou "da mesma ordem de magnitude que". Um conjunto de regras de inferência realiza então uma ordenação parcial de valores em grupos com ordens de grandeza significativamente diferentes. As soluções espúrias referem-se à obtenção de soluções fisicamente impossíveis, podendo esta limitação ser razoavelmente atenuada através de uma modelização do sistema partindo de várias perspectivas diferentes [72].

Outras abordagens, baseadas na utilização de QPT, têm também sido utilizadas em aplicações de diagnóstico. Este tipo de metodologia considera os sistemas físicos como sendo constituídos por entidades cujas alterações são causadas por processos físicos. O domínio em estudo é descrito por um conjunto de objectos, sendo cada um destes últimos definido completamente por um estado qualitativo, que por sua vez é definido por um conjunto de parâmetros que tomam valores num espaço de quantidades. Os intervalos neste espaço são escolhidos de modo a representar "acontecimentos" relevantes no espaço numérico real. Assim, por exemplo, um espaço de temperaturas pode consistir de três intervalos separados por pontos de fusão e ebulição. As relações entre variáveis são representadas por proporcionalidades qualitativas ( $QProp$ ), que traduzem a resposta do sistema a perturbações. De modo a representar causais primárias de alteração são utilizadas relações ditas de influência. Comparando  $QProps$  e relações de influência com modelos convencionais, as  $QProps$  serão análogas a equações algébricas, enquanto que as influências serão análogas a equações diferenciais ordinárias [74].

Este enquadramento tem sido utilizado em sistemas de resolução de problemas (*troubleshooting*), bem como em sistemas de análise comparativa que dão conta de alterações num sistema físico, modificando o modelo qualitativo subjacente, comparando também os modelos original e modificado de modo a avaliar o modo como alterações estruturais afectam o respectivo comportamento [74].

Outra contribuição importante no âmbito da física qualitativa é o desenvolvimento de estratégias de modelização ditas composicionais, destinadas à formulação automática de mo-

delos para sistemas de diagnóstico, através da organização e processamento de modelos de fenómenos físicos que respondam ao problema seguinte: dada a descrição de um artefacto e um parâmetro de pesquisa, produzir um modelo do artefacto que satisfaça as necessidades ditadas pelo parâmetro de pesquisa.

O ponto essencial da modelização composicional relaciona-se com a questão de como representar e organizar informação de modo a permitir a formulação automática dos modelos. Uma teoria adequada teria de representar o conhecimento disponível com vários graus de granulosidade e incorporar várias perspectivas diferentes mas complementares. A abordagem composicional utiliza suposições de modelização explícitas de modo a decompor a informação disponível sobre o domínio, e modelos fragmentários semi-independentes descrevendo cada um vários aspectos de objectos e processos [75].

### Hierarquias de Abstracção

Outra forma de conhecimento modelacional passa pelo desenvolvimento de hierarquias de abstracção baseadas numa decomposição do sistema, tentando inferir-se o comportamento global do sistema com base apenas nas leis que regem o comportamento dos respectivos sub-sistemas. Numa decomposição deste tipo, um princípio central reside no facto das leis do sub-sistema poderem não ser representativas do comportamento do sistema completo [70]. Numa descrição hierárquica, é possível representar uma descrição genérica de uma classe de unidades processuais, restringindo-se a validade das equações que descrevem o seu comportamento à própria classe, não sendo extensivas ao comportamento de um dado componente da classe. Considere-se a título de exemplo uma válvula reguladora de pressão, em que a área de escoamento diminui com o aumento de pressão. Este comportamento não é necessariamente comum a outros tipos de válvula, invalidando a sua extensão ao conjunto das válvulas como um todo, ou como classe, neste contexto.

Outro princípio importante na decomposição de sistemas é designado por "localidade", na medida em que afirma que as leis aplicáveis a uma parte do sistema não podem ser aplicadas a outra parte, tornado a sua validade estritamente local e garantindo uma coerência de comportamento entre unidades. O princípio de localidade permite assim previsões comportamentais com base apenas em informação de natureza puramente local. As formas de decomposição mais usuais são ditas estrutural (em que se especifica a informação relativa à conectividade de cada unidade) e funcional (em que se especifica o *output* de uma unidade em função dos respectivos *inputs* e eventualmente de alguma informação quanto ao seu estado) [53].

A decomposição do sistema em unidades permite assim uma representação funcional geral do sistema em termos de relações *input-output* das suas unidades componentes, não sendo relevante para o sistema de diagnóstico se as funcionalidades são expressas em termos qualitativos ou quantitativos. É também possível considerar outras formas de descrição do processo na decomposição do mesmo, não sendo também necessária uma restrição apenas ao nível das unidades. Já que a decomposição em sub-sistemas pode ser feita a vários níveis de abstracção diferentes. Se por exemplo o nível de abstracção estiver ao nível de sistemas de controlo, então os sub-sistemas serão constituídos por *loops* de controlo distintos, enquanto que se o nível de abstracção for relativo a unidades os subsistemas serão obviamente as próprias unidades.

Atendendo às definições acima apresentadas, a hierarquia estrutural representa a informação acerca da conectividade entre o sistema e as suas unidades ou sub-sistemas, enquanto que hierarquia funcional representa as relações entre o sistema, os subsistemas e as variáveis processuais. De forma a ilustrar a aplicabilidade de cada um dos tipos de hierarquia,

considerem-se dois exemplos. A maior parte do trabalho desenvolvido na área do diagnóstico em processos de geração de energia assenta no desenvolvimento de decomposições funcionais (combustíveis/produtos). Por outro lado, a decomposição estrutural é particularmente eficiente para sistemas em que exista uma equivalência evidente entre estrutura e função, como num circuito eléctrico. A razão mais evidente para a popularidade da abordagem funcional em processos energéticos reside na existência de funcionalidades complexas em cada unidade que não são passíveis de ser exprimidas em termos estruturais. A utilização da decomposição funcional enfatiza, partindo de níveis mais fundamentais, que unidades são utilizadas, com que função e com que utilidade para funções de ordem superior, além de, partindo de níveis superiores da hierarquia, descrever como cada processo necessário é implementado utilizando várias unidades com funções específicas e distintas.

O modo como o processo de análise é efectuado numa descrição hierárquica depende da aplicação em causa, obtendo-se a informação acerca da função exacta de um sub-sistema a partir dos níveis superiores, enquanto que as causas de funcionamentos inadequados dependem de alterações de condições e de limitações impostas a níveis inferiores.

O diagnóstico pode então ser encarado como uma busca de cima para baixo em termos de nível de hierarquia, partindo de níveis onde são considerados grupos de equipamento e sistemas funcionais, até níveis inferiores onde são analisadas unidades individuais e as respectivas funções [53].

Com base neste enquadramento é possível decompor o processo numa hierarquia de sub-sistemas funcionais, correspondendo cada nó na hierarquia à função pretendida para cada sub-sistema. Uma comparação da função observada com a pretendida permite avaliar a hipótese de presença de uma falha.

Um dado processo, ou até mesmo uma instalação fabril na sua totalidade, pode ser representado como consistindo num conjunto de sub-sistemas em interacção, e em que cada sub-sistema pode ser classificado como sendo de controlo (malhas fechadas), passivos (malhas abertas) ou sistemas externos. Cada um destes sub-sistemas tem, a este nível de abstracção, uma função associada. Dependendo da sua função, os sub-sistemas são ditos funcionais, sob tensão, não controlados ou saturados no caso de sistemas de controlo, ou funcionais ou não-funcionais no caso dos sistemas passivos ou externos [76].

Estes sub-sistemas são, no nível inferior da hierarquia, descritos como unidades de processamento, sensores, controladores ou actuadores. A ideia subjacente à aplicação de hierarquias de abstracção passa por considerar que a incapacidade de um sub-sistema de nível superior em cumprir a sua função resulta da falha de uma ou mais unidades mais fundamentais (i.e. de níveis inferiores), utilizando-se esta descrição de alto nível na identificação rápida do sub-sistema responsável.

Uma busca funcional constitui assim um primeiro passo natural no diagnóstico de sistemas complexos constituídos por sub-sistemas com funções específicas reconhecíveis individualmente na resposta global do sistema, tendo este método a vantagem de evitar um nível de detalhe excessivo na fase inicial de diagnóstico, acelerando o isolamento das áreas problemáticas.

Existem exemplos de aplicação de hierarquias de abstracção a processos de transferência de calor e massa em diferentes níveis funcionais, designados MFM (*Multilevel Flow Models*) [77]. Um modelo MFM é uma descrição normativa de um sistema, na medida em que representam as suas funções em termos de que acções devem ser levadas a cabo, de que forma e com que meios essa implementação deve ser feita.

Estabelecem-se assim três conceitos básicos para modelos MFM:

- Objectivos.
- Funções.
- Componentes físicos.

que levam ao estabelecimento de três tipos de relações:

- Relações de objectivo (conseguido ou não).
- Relações funcionais.
- Relações de estado.

Uma representação funcional do processo é então estabelecida em termos dos seus objectivos, de como estes objectivos são atingidos por uma rede de funções, de como as funções dependem de sub-objectivos e de como são realizadas por componentes físicos.

O utilizador estabelece um objectivo a ser diagnosticado em qualquer nível de abstracção, casos em que se analisaria o processo completo ou apenas parte. A busca propaga-se a níveis inferiores utilizando relações de objectivo, verificando se os objectivos funcionais do sistema são atingidos. Caso se verifique que uma função condicionada por um sub-objectivo apresenta uma falha, o sub-objectivo é investigado recursivamente. Caso o sub-objectivo apresente um comportamento normal, essa parte da árvore do processo é ignorada.

Demonstrou-se que este tipo de decomposição funcional permite uma modularidade eficiente na organização de bases de dados de diagnóstico de grandes dimensões, bem como na integração de diferentes técnicas de forma a enfrentar diferentes problemas locais.

### Estratégias de Busca

Já referido que de entre as transformações sofridas pela informação, dois dos aspectos mais importantes serão o nível de conhecimento *a priori* disponível e a técnica de busca utilizada [26]. Na abordagem a este último problema, existem duas possibilidades básicas diferentes, a saber a busca topográfica e a busca sintomática [53]. A primeira efectua uma análise de situações anormais por comparação com um *template* de condições normais, enquanto que a segunda procura sintomas específicos de modo a direccionar a procura da localização da falha, encontrando-se na figura 2.7 uma classificação dos sistemas de diagnóstico segundo o método de busca empregue por cada um deles.

- Busca Topográfica — a análise de situações anómalas por comparação com um *template* de condições normais, reconhecendo-se a falha como um desajuste e identificando-se pela sua localização no sistema. Todas as estratégias de busca deste tipo dependem então de uma busca feita com referência a um modelo de funcionamento normal do sistema, prestando-se por isso particularmente à identificação de perturbações desconhecidas empiricamente ou não antevistas pelo projectista, mas pelo facto das falhas poderem não ser conhecidas *a priori* este tipo de método apenas permite a identificação do subsistema onde se localiza a falha, como ilustrado na figura 2.8.

Uma busca topográfica pode ser funcional ou estrutural. Uma busca estrutural começa por identificar o caminho seguido pela informação desde a entrada da unidade em causa até à saída. No caso de existir uma falha nesse caminho todos os subcomponentes

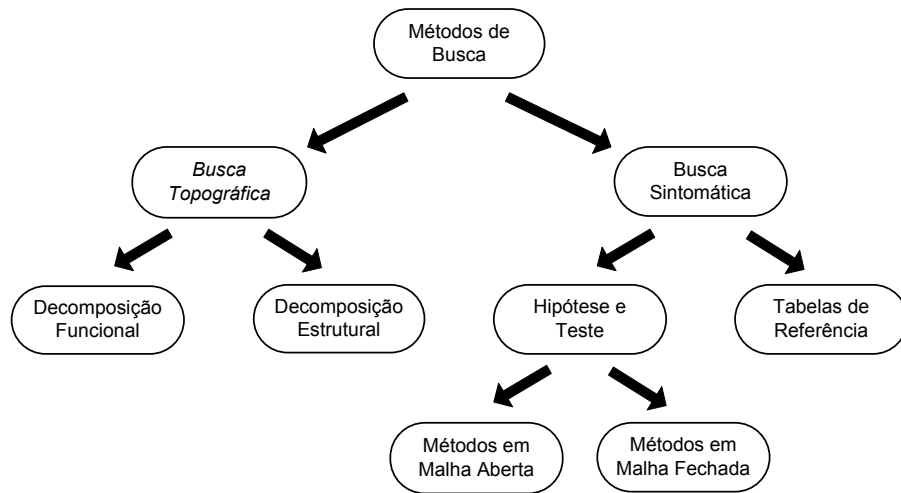


Figura 2.7: Estratégias de busca.

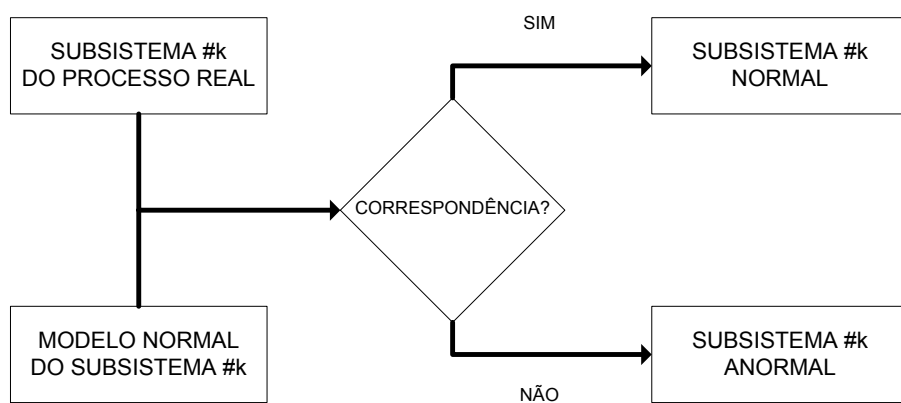


Figura 2.8: Busca topográfica.



envolvidos no processamento da informação serão incluídos no conjunto de hipóteses, seleccionando-se troços sucessivamente mais pequenos de modo a isolar a falha. Um conjunto de caminhos "correctos" e "errados" é recolhido. O subconjunto de caminhos "errados" que também constar do subconjunto "correcto" não será considerado, diminuindo-se a cardinalidade do conjunto de hipóteses.

Numa busca funcional, como o próprio nome indica, a funcionalidade de vários grupos de subcomponentes é utilizada, conseguindo-se refinamentos examinando uma hierarquia de submodelos em vários níveis de detalhe. Tal como no caso da busca estrutural um conjunto de submodelos normais e anómalos é coligido, desconsiderando-se os componentes presentes em ambos os subconjuntos. Na prática os dois tipos de busca topográfica são utilizados em conjunto.

O aspecto mais importante da busca topográfica reside no facto de não serem feitos pressupostos acerca dos modos de operação anormais, mas sim apenas para os modos normais que definem o modelo de referência, o que torna as buscas sensíveis a novas falhas ou a falhas múltiplas. A completude deste tipo de metodologia é bastante boa, em detrimento da resolução.

- Busca Sintomática — Um conjunto de medições representando um estado anormal do sistema pode ser utilizado como *template* de busca na tentativa de encontrar um conjunto equivalente numa livreria de sintomas conhecidos para várias situações em que ocorrem falhas. A principal característica destes métodos é o facto das suas decisões serem ditadas pela estrutura dos conjuntos de dados e pelas suas relações internas, e não da topologia do sistema. A maior limitação reside obviamente na necessidade de um modelo-padrão de referência para cada estado anormal, podendo dificultar a identificação de falhas novas e/ou múltiplas.

Os *inputs* do processo de diagnóstico são fornecidos ao modelo de referência, sendo depois os *outputs* comparados com os do processo real. No caso dos parâmetros não serem medidos directamente existem duas formas de identificar variações entre o processo e o modelo. Numa situação de estados finitos, em que cada estado corresponde a uma partição do espaço de parâmetros, o processo pertence a um dos estados finitos possíveis. Neste caso, se todos os estados forem enumerados explicitamente, a metodologia diz-se de malha aberta, enquanto que se os estados forem gerados e testados com base numa realimentação das discrepâncias encontradas o método diz-se de malha fechada.

A forma mais simples de busca sintomática envolve o uso de tabelas de referência, de que consta uma listagem de comportamentos anómalos e respectivos sintomas. Esta abordagem torna-se evidentemente muito pouco cómoda e ineficiente para processos em larga escala ou muito complexos.

Outra possibilidade passa pela formulação de uma busca envolvendo hipóteses e testes das mesmas, através da geração *on-line* de padrões de referência modificando um modelo funcional com uma perturbação ou falha hipotética, funcionando o método em malha fechada. As hipóteses são geradas e testadas sequencialmente, como ilustrado na figura 2.9.

A eficiência desta busca depende obviamente da adequação das hipóteses utilizadas, usualmente com base em buscas topográficas ou sintomáticas prévias. O diagnóstico decorre assim em três fases: formulação de hipótese, determinação dos efeitos da falha



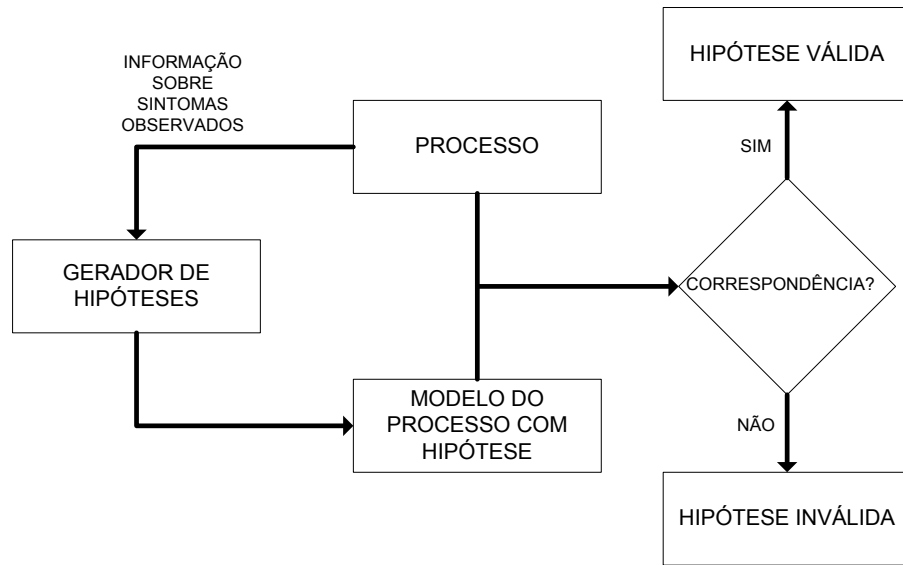


Figura 2.9: Geração sequencial de hipóteses.

hipotética sobre o processo, i.e. simulação da falha, e comparação do resultado da simulação com as medições, o que não é mais que o teste da hipótese. Se os sintomas previstos forem observados completa ou parcialmente na instalação real a hipótese é considerada e procedimento repetido até não ser encontrada uma hipótese mais provável. Em virtude do conjunto de falhas poder ser muito extenso este é usualmente reduzido antes da fase de simulação utilizando geralmente conhecimento heurístico disponível.

A figura 2.10 ilustra a abordagem em malha fechada, em que se selecciona uma hipótese candidata cuja correspondência com o processo é seguidamente testada sendo seleccionada nova hipótese em caso de não-correspondência.

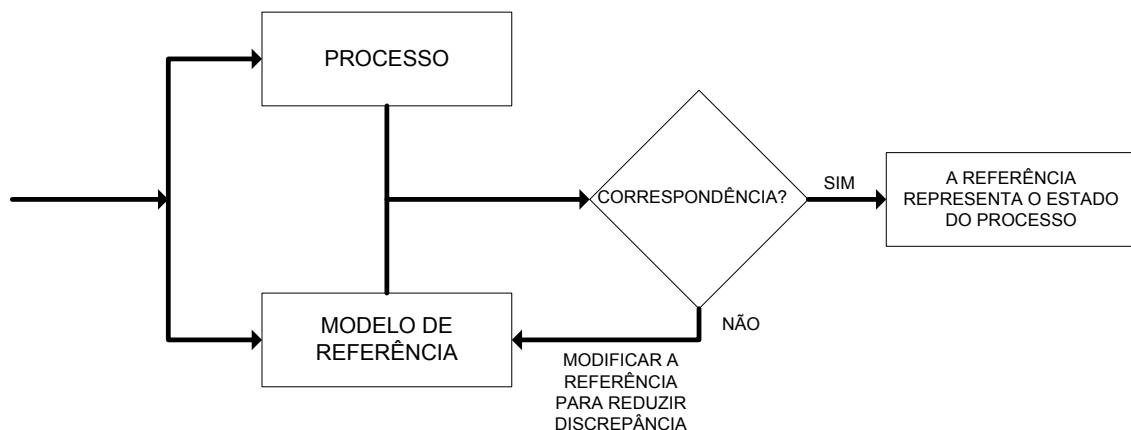


Figura 2.10: Abordagem em malha fechada.

Em malha fechada, a informação acerca das discrepâncias verificadas é utilizada na ge-

ração de novas hipóteses, enquanto que em malha aberta se utilizam em grande número de modelos de referência com diferentes hipóteses, como ilustrado em 2.11.

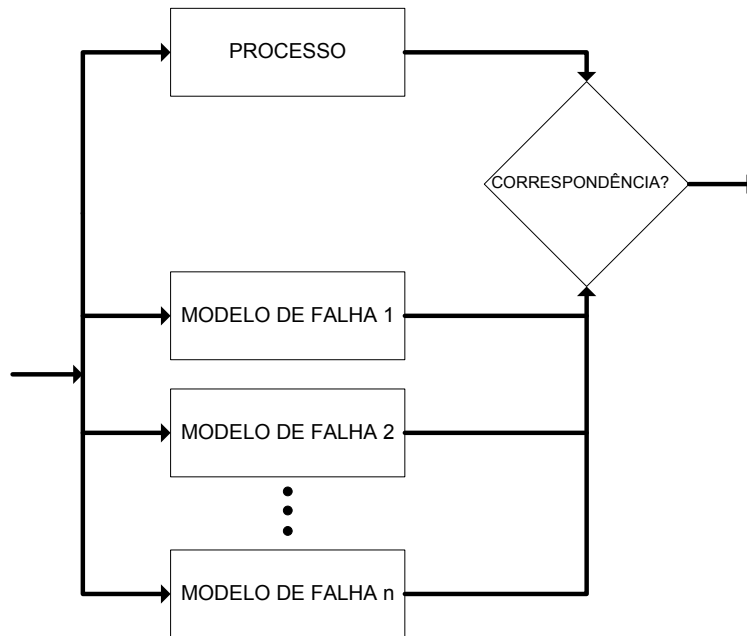


Figura 2.11: Abordagem em malha aberta.

Uma forma de busca em malha aberta toma a forma da elaboração de suposições tirando partido de propriedades de redundância. Quando uma falha ocorre, o comportamento processual observado entra em conflito com o comportamento esperado para o processo normal. Esta discrepância de comportamentos pode ser atribuída à não-verificação de alguns pressupostos sobre a normalidade do processo, passando a tarefa de um sistema de diagnóstico pela identificação das suposições que resultam nas discrepâncias observadas. O desenvolvimento deste tipo de sistema requer a especificação de um conjunto de condições e constrangimentos baseados nos pressupostos retidos. Uma vez obtidos os constrangimentos estes podem ser avaliados e verificados, usualmente através de lógica booleana.

Neste enquadramento um diagnóstico não é mais que uma conjectura segundo a qual algumas unidades do sistema ou instalação apresentam falhas enquanto outras apresentam comportamentos normais, residindo o problema na especificação de que componentes se supõe apresentarem falha. Um sistema de diagnóstico baseado em suposições procura então um diagnóstico fazendo ou eliminando suposições acerca do estado funcional de cada unidade. Conjuntos de suposições agrupados formam relações invariantes do processo, ou constrangimentos, de que equações de balanço são um exemplo. As suposições relacionadas com uma equação de balanço não serão mais que os valores dos vários parâmetros envolvidos; descrição de um tanque incluirá por exemplo a suposição de que este não apresenta fugas. Um modelo que descreva o tanque incluirá também suposições acerca da sua função e logo dos processos dele decorrentes. Além disso, já que a validade de um constrangimento como um balanço dependerá da sua verificação

através de sensores, outras suposições têm de ser feitas acerca da validade das medições. A validade das suposições garante a satisfação do balanço, sendo avaliadas com base na informação processual.

### Conclusões Parciais

Embora os modelos qualitativos apresentem um certo número de vantagens, discutidas acima, a sua principal desvantagem reside na ocorrência de soluções espúrias. Um trabalho considerável tem sido levado a cabo na redução do seu número. Em gráficos SDG o método passa pelo estabelecimento de restrições latentes, também propostas para aplicação em modelos de física qualitativa como QSIM. Classificaram-se as estratégias de busca segundo as suas características e explicitaram-se as suas diferenças e aplicações.

#### 2.4.3 Modelos baseados em dados históricos (*Process history based methods*)

Contrastando com abordagens baseadas em modelos que necessitam de informação prévia (seja ela quantitativa ou qualitativa) acerca do processo em estudo, uma abordagem baseada em dados históricos necessita apenas de uma quantidade arbitrariamente grande destes últimos, existindo vários métodos que possibilitam o processamento e apresentação da informação relevante ao sistema de diagnóstico. Este processo é conhecido como extracção de características, podendo também ele ser de natureza quantitativa ou qualitativa.

Os dois métodos qualitativos de utilização mais comum para extracção de características a partir de dados históricos são os sistemas periciais (*Expert Systems*) e a análise qualitativa de tendências (QTA — *Quantitative Trend Analysis*). Os métodos baseados em informação quantitativa podem *grosso modo* ser classificados como estatísticos ou não-estatísticos, como ilustrado na figura 2.12.

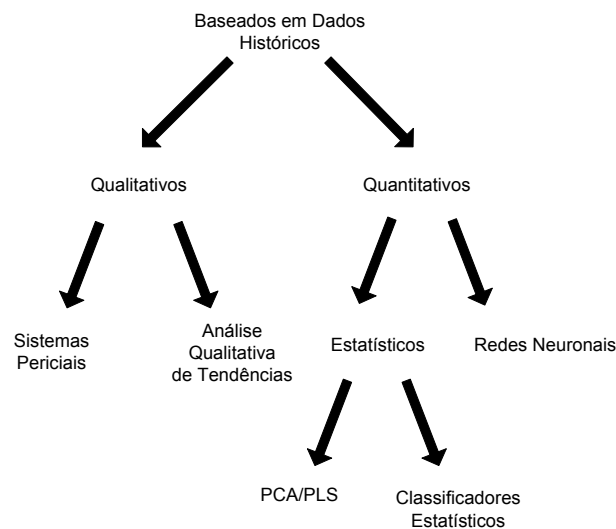


Figura 2.12: Classificação dos métodos baseados em dados históricos.

### Extracção Qualitativa de Características — Sistemas Periciais

Um sistema pericial caracteriza-se geralmente pela sua extrema especialização e consequentemente por um domínio de aplicação de âmbito bastante restrito. O seu desenvolvimento passa necessariamente por uma sequência de fases que inclui a aquisição da informação, a escolha da respectiva apresentação, a sua codificação numa base de dados, o desenvolvimento de procedimentos de inferências nos quais se baseia o processo de diagnóstico e por fim o desenvolvimento de interfaces de *input-output* adequados.

Os principais atractivos de um sistema pericial, quando comparado com outras metodologias utilizáveis em aplicações de diagnóstico, residem essencialmente na sua relativa facilidade de implementação, num processo de inferência bastante simples e transparente, na sua capacidade de contornar alguma incertezas e lacunas informacionais e na possibilidade de fornecer justificações para os diagnósticos efectuados.

As primeiras tentativas de aplicação de sistemas periciais a problemas de diagnóstico datam de meados da década de 80 [78, 79], tendo estabelecido as metodologias básicas do método.

Como referido acima, um sistema pericial consiste essencialmente na incorporação de conhecimento, experiência e raciocínio humanos numa aplicação informática que integra uma base de dados, uma ferramenta de inferência e um interface com o utilizador.

A base de dados permite o armazenamento da informação relativa ao processo ou equipamento específico a ser diagnosticado, podendo essa informação ser representada de vários modos mas maioritariamente sob a forma de um conjunto de regras. A base de dados é no entanto insuficiente por si só, já que é evidentemente necessário algum tipo de mecanismo que possibilite a utilização da informação nela armazenada de modo a obter uma solução. Esse mecanismo de inferência é usualmente referido pela sua designação anglo-saxónica *inference engine*, consagrada pelo uso.

A estrutura do sistema será então função dos vários elementos que condicionam o processo de tomada de decisão como sejam os objectivos a atingir, os factos disponíveis, o conhecimento armazenado sob a forma de regras e o mecanismo de inferência que os relaciona.

O processo de inferência pode ser implementado recorrendo a uma variedade de técnicas de inteligência artificial, apesar de no contexto dos modelos baseados em dados históricos as abordagens com maior utilização sejam sistemas *rule-based* (com ou sem incorporação de técnicas *fuzzy logic*) e as redes neuronais. Estas últimas serão discutidas em maior detalhe numa secção subsequente.

Os sistemas *rule-based*, por seu lado, têm sido amplamente utilizados numa grande variedade de aplicações em vários domínios. A sua utilização assenta na premissa de que o conhecimento de peritos humanos sobre o equipamento ou processo em causa pode ser por assim dizer encapsulado num conjunto de regras IF-THEN. Num sistema *rule-based*, os *outputs* das regras são activados quando todas as condições que constam do enunciado da regra são verificadas. Assim, um acontecimento apenas pode ser identificado por um sistema *rule-based* após ter de facto ocorrido, não existindo output da regra antes da ocorrência e não sendo por isso possível uma previsão ou extrapolação directa. Em rigor, este tipo de sistema efectua uma identificação, em vez de uma detecção.

Esta abordagem tem como referido acima a virtude de ser relativamente simples de implementar, tornando-se no entanto pouco praticável nalgumas situações pela dificuldade de obtenção de parâmetros de diagnóstico adequados a várias condições de funcionamento potencialmente bastante diversas.

Assim, embora este tipo de sistema possa fornecer indicações em situações operacionais, a sua aplicabilidade será obviamente limitada pela abrangência da informação disponível na base de dados.

Sistemas baseados neste tipo de metodologia, em que utilizam tanto dados históricos como experiência prévia de operadores e peritos, podem no entanto ser utilizados na resolução de problemas outros que não aquele para que tenham sido desenvolvidos, obviamente dentro de limites bastante restritos, num enquadramento usualmente designado como *Case-Based Reasoning* (CBR) [37], ou seja raciocínio baseado em casos (implicitamente) prévios.

Tal como no caso dos sistemas periciais, a experiência acumulada por operadores humanos é armazenada e utilizada tanto quanto possível. Na presença de um problema que apresente alguma característica nova, essa experiência é utilizada na resolução do problema, desde que este apresente características semelhantes às dos anteriores, de modo a tornar relevante a informação a eles relativa. A nova solução é então incorporada à base de dados existente.

O enquadramento CBR é geralmente descrito como funcionando do seguinte modo [80]:

- Selecção de um caso prévio adequado na base de dados, fazendo corresponder a descrição do novo problema com as de problemas anteriores já solucionados.
- Adaptar a solução anterior seleccionada de modo a se ajustar aos requisitos da situação nova.
- Produzir uma nova solução e avaliá-la.
- Se a solução desenvolvida se revelar adequada, incorporar a descrição do problema a que respeita, juntamente com a própria solução, à base de dados.

Este tipo de metodologia é aplicável a uma variedade de problemas mas tem sido muito popular na área do diagnóstico, especialmente em aplicações de suporte técnico (nomeadamente em ambientes de *help desk*). A utilização de CBR em tarefas de diagnóstico pode ser, na prática, descrita de forma mais precisa que acima, do seguinte modo [37]:

- Obtenção dos sintomas do novo problema, a partir de utilizadores ou de outros sistemas informáticos.
- Efectuar a correspondência entre os novos sintomas e a descrição de problemas anteriores (usualmente designados como casos, *ergo Case-Based*), recuperando problemas com sintomas similares.
- Efectuar os testes necessários à distinção entre os casos anteriores com correspondência aos sintomas, começando por exemplo pelo caso de maior correspondência de descrição ou ordenando os casos possíveis por frequência de ocorrência. De modo a efectuar os testes, é obviamente necessária a incorporação à base de dados de alguma informação relativa aos procedimentos de localização e diagnóstico de falhas.
- Se o novo problema se revelar diferente de qualquer outro encontrado previamente, incorporar a sua descrição à base de dados. Na prática, longe de ser automática, essa adição é usualmente feita numa fase de manutenção do sistema de diagnóstico, após verificação por um perito.

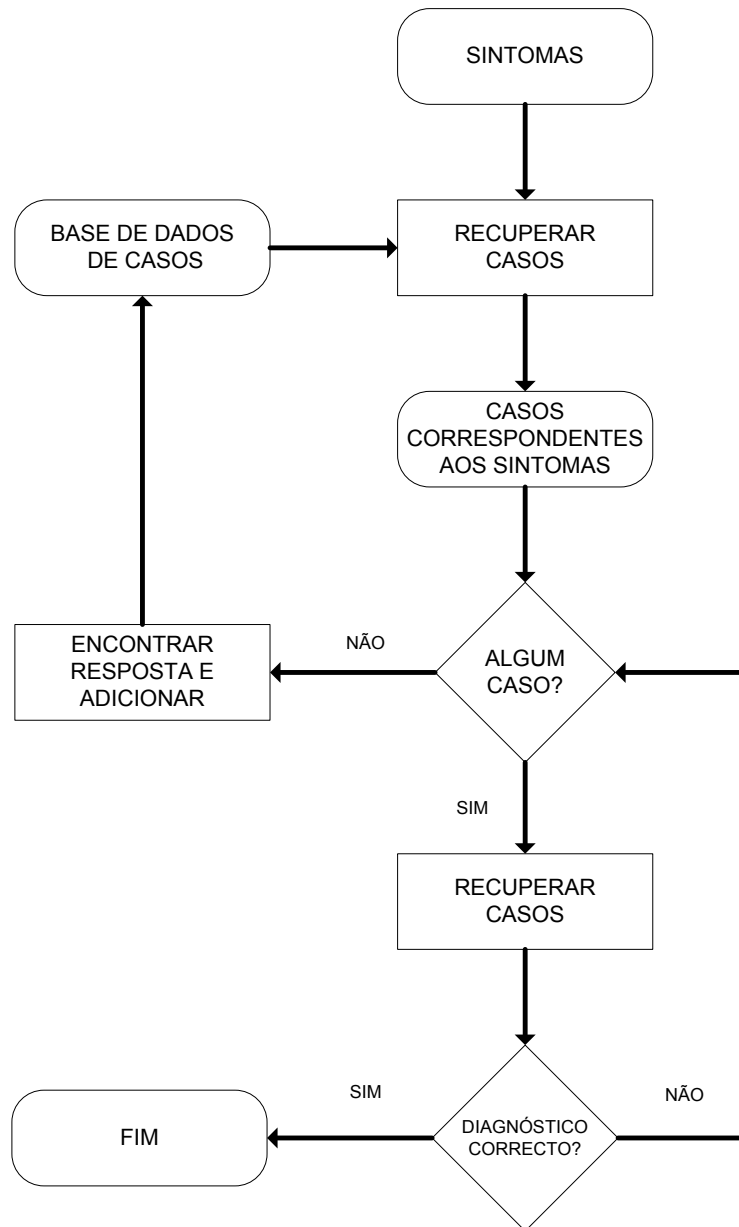


Figura 2.13: Utilização de CBR em tarefas de diagnóstico.

O processo acima descrito pode ser representado de forma mais sintética recorrendo à figura 2.13.

Uma metodologia de estruturação da base de dados através de uma classificação hierárquica pode ser encontrada em [81]. Este tipo de aplicação tem sido utilizado no desenvolvimento de sistemas de diagnóstico de grandes dimensões, constituindo um enorme melhoramento comparado com sistemas *rule-based* não-estruturados.

Outra metodologia potencialmente útil pode ser encontrada em [82], onde se descreve a utilização de processamento paralelo de modo a determinar as hipóteses de diagnóstico mais prováveis.

Foram também desenvolvidas metodologias destinadas à formulação de regras de diagnóstico a partir da estrutura de um sistema e das funções dos respectivos componentes [83], bem como enquadramentos híbridos integrando um sistema pericial e uma rede neuronal. Esta última é utilizada num primeiro nível de filtragem, diagnosticando as falhas mais comuns nos vários processos decorrentes na instalação fabril. Uma vez identificado o processo que apresenta a ocorrência de falhas e isoladas estas últimas, o sistema pericial analisa o *output* de diagnóstico de modo a validá-lo ou a fornecer um diagnóstico alternativo [84]. Outros sistemas híbridos utilizam em conjunto *Expert Systems*, gráficos SDG e ferramentas de *fuzzy logic* [85]. Neste enquadramento, a componente SDG efectua uma simulação qualitativa de modo a prever comportamentos possíveis para várias falhas, sendo estas previsões utilizadas no estabelecimento de regras IF-THEN destinadas a serem avaliadas pelo sistema pericial, com base em informação processual e em *fuzzy logic*.

Da consulta destas e de outras referências adicionais resulta como óbvio que a principal limitação dos sistemas periciais tem a ver com a sua extrema especificidade de aplicação, visto as regras de decisão a utilizar apenas dizerem respeito a um sistema ou processo em particular. Os sistemas periciais são ainda bastante difíceis de actualizar. As suas vantagens supracitadas justificam no entanto amplamente a sua popularidade.

### Extracção Qualitativa de Características — Análise de Tendências

Uma abordagem alternativa à extracção qualitativa de características pode ser feita através de uma análise das tendências exibidas pela informação processual, potencialmente úteis no diagnóstico e controlo do processo ou equipamento. Uma modelização de tendências pode ser utilizada na explicação de várias ocorrências e na previsão de estados futuros do sistema.

De um ponto de vista processual, a obtenção de uma tendência num sinal que não seja demasiado susceptível a variações instantâneas induzidas por ruído implica a utilização de alguma forma de filtragem. Assim, a representação de uma série de valores com variação temporal baseia-se *a priori* no assumir de algum tipo de comportamento, relacionado com comportamentos processuais conhecidos, constituindo uma forma de filtragem. Alternativamente, é possível utilizar um filtro simples com coeficientes de filtragem conhecidos e com especificação do grau de amortecimento. Ambos os tipos de filtro enfermam no entanto da incapacidade de distinguir entre instabilidades transitórias e reais, podendo também resultar numa distorção de características qualitativas essenciais [43].

De forma a evitar este tipo de distorção, é conveniente considerar as tendências sob o prisma de várias escalas de tempo ou de diferentes níveis de abstracção; uma abstracção qualitativa permitirá em princípio uma representação mais compacta de tendência, ao considerar apenas as características mais relevantes.

Para efeitos de diagnóstico, uma representação qualitativa de tendências pode ser valiosa

na análise do comportamento de um processo, já que na larga maioria dos casos a ocorrência de falhas produz uma tendência mensurável (uma "assinatura") nas curvas de registo dos sensores. Estas tendências são por isso passíveis de serem utilizadas na identificação da anomalia subjacente, o que possibilita, através da utilização de técnicas de classificação e análise adequadas, uma rápida detecção e minimização de falhas.

Foi proposto um enquadramento formal para a representação de tendências processuais [86], utilizando um método dito de triangulação. Cada segmento da curva é representado pelos seus declives inicial e final (em cada ponto ou pontos críticos da curva de tendência), juntamente com o segmento de recta que une os pontos críticos inicial e final, constituindo uma série de triângulos uma tendência processual. Utilizando este método, a tendência "real" encontra-se sempre compreendida no intervalo delimitado pelo triângulo, ilustrando o erro máximo de representação da própria tendência.

Demonstrou-se também que a extracção de características da tendência a partir de dados de sensores não-processados e consequentemente portadores de ruído pode ser encarado como um problema de classificação, através da utilização de redes neuronais [88].

### Extracção Quantitativa de Características — Métodos Estatísticos

As abordagens quantitativas da extracção de características formulam essencialmente o problema do diagnóstico como um reconhecimento de padrão, cujo objectivo é a classificação dos dados em classes pré-determinadas, utilizando-se métodos estatísticos com conhecimento prévio das distribuições dos dados de modo a efectuar a classificação.

Em casos concretos, é encontrada a dificuldade de se lidar com sistemas sujeitos a perturbações aleatórias, que levam a que, ao contrário do que sucede em sistemas determinísticos, os estados futuros de sistemas estocásticos não sejam completamente determinados pelos seus estados passados e presentes e por futuras acções de controlo.

Já que os sistemas sofrem influências aleatórias, é razoável ou até necessário efectuar a respectiva formulação em termos probabilísticos. O processo, no seu estado padrão, apresentará distribuições de probabilidade que reflectirão essa condição, sofrendo alterações na presença de perturbações.

Caso a distribuição subjacente a uma variável monitorizada seja normal, os parâmetros relevantes neste enquadramento serão as respectivas média e desvio padrão, afastando a ocorrência de falhas um ou ambos os parâmetros dos seus valores nominais. Assim, o diagnóstico de falhas assume a forma de uma detecção de alterações de parâmetros de sistemas estocásticos.

No caso da utilização *on-line* deste tipo de abordagem, a amostragem é efectuada sequencialmente, sendo as decisões baseadas em observações efectuadas até à data do processo de tomada de decisão. Caso esta última seja tomada directamente a partir dos valores observados, então quando as observações cumprirem a condição:

$$\mathbf{x}(t) = [x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)]' \in R_n \quad (2.51)$$

onde  $R_n$  se designa como região de paragem, concluir-se-a que ocorreu uma alteração processual. De forma mais comum desenvolve-se uma estatística  $\mathbf{g}(t)$ , função de  $\mathbf{x}(t)$ , tomando-se a decisão com base numa comparação entre  $\mathbf{g}(t)$  e algum valor-patamar  $\mathbf{c}$ , definindo-se assim uma regra de paragem tal que:

$$\tau = \inf\{t \geq 1; \mathbf{g}(t) \geq \mathbf{c}\} \quad (2.52)$$



onde  $\tau$  não é mais que o primeiro instante em que  $\mathbf{g}(t)$  excede  $\mathbf{c}$ . Num enquadramento *on-line* é obviamente desejável detectar a alteração no momento em que ocorre, *i.e.* logo que  $\mathbf{x}(t) \in R_n$  ou  $\mathbf{g}(t) > \mathbf{c}$ . A detecção da falha necessita assim do desenvolvimento de regras de paragem sob a forma de estatísticas  $\mathbf{g}(t)$  e de patamares  $\mathbf{c}$ . A detecção será eficaz desde que suficientemente sensível às alterações, que aumenta juntamente com a susceptibilidade ao ruído, o que leva a que à medida que diminui o atraso de detecção, tende a aumentar o número de falsos alarmes, o que é altamente indesejável. Define-se assim um critério de qualidade do diagnóstico em que se pretende minimizar o atraso de detecção para uma taxa fixa de falsos alarmes.

As conhecidas cartas de controlo baseiam-se no pressuposto ed que um processo sujeito à sua variabilidade natural permanecerá num estado "controlado" no qual determinados processos ou variáveis permanecem perto dos valores desejados, detectando-se acontecimentos anormais logo quando da sua ocorrência através da monitorização do desempenho de variáveis processuais. As aplicações de controlo de processo e de qualidade fazem um uso extensivo de cartas SPC (*Statistical Process Chart*), mas muito embora os pressuposto que lhe são subjacentes continuem válidos, os respectivos métodos de implementação não são particularmente adequados no paradigma debatido no presente trabalho, nomeadamente considerando o grande volume de dados a recolher e processar. Adicionalmente, no caso dos parâmetros monitorizados não serem independentes, uma carta de controlo univariável pode não conseguir lidar com as correlações presentes.

As técnicas estatísticas de análise multivariável são nesse aspecto particularmente interessantes, permitindo comprimir dados e diminuir a sua dimensionalidade retendo apesar disso a informação essencial de um modo muitíssimo mais simples do que uma análise do conjunto de dados original permitiria, lidando adequadamente com o ruído e extraindo fielmente a informação relevante. O método de análise de componentes principais (PCA — *Principal Component Analysis*), desenvolvido inicialmente por Pearson em 1901, é a técnica multivariável mais difundida, mas independentemente da abordagem particular adoptada a principal função das técnicas estatísticas multivariável é a de transformar um dado número de variáveis processuais relacionadas num conjunto menos em número de variáveis não-correlacionadas.

A técnica PCA baseia-se na decomposição ortogonal da matriz de covariância das variáveis processuais ao longo das direcções de maior variação dos dados, servindo a técnica essencialmente para encontrar factores com uma dimensão muito menor que a dos dados originais mas que descrevam as tendências essenciais presentes no conjunto original.

Denotando por  $p$  o número de variáveis processuais medidas, sendo  $\mathbf{X}$  uma matriz  $n \times p$  representando cujas linhas  $\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$  são vectores  $p$ -dimensionais correspondendo a amostras e cujas colunas são vectores  $n$ -dimensionais correspondendo às variáveis.  $\mathbf{X}$  representa as medições centradas na média, sendo a matriz de covariância  $\Sigma$ . Deduz-se que esta última pode ser reduzida a uma matriz diagonal  $\mathbf{L}$  utilizando uma matriz ortonormal particular  $p \times p$  denotada  $\mathbf{U}$ , *i.e.*  $\Sigma = \mathbf{U}\mathbf{L}\mathbf{U}'$ . As colunas  $\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_p$  de  $\mathbf{U}$  denominam-se vectores de carregamento de componente principal (ou vectores de carregamento PCA), enquanto que os elementos  $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_p$  da diagonal de  $\mathbf{L}$  são valores próprios ordenados de  $\Sigma$ , definindo a variância explanada por cada vector próprio. A transformação de componentes principais é dada por:

$$\mathbf{T} = \mathbf{X}\mathbf{U} \quad (2.53)$$

ou:

$$\theta_i = \mathbf{X}\mathbf{u}_i \quad (2.54)$$

De forma equivalente,  $\mathbf{X}$  é decomposta por PCA como:

$$\mathbf{X} = \mathbf{T}\mathbf{U}' = \sum_{i=1}^p \theta_i \mathbf{u}_i' \quad (2.55)$$

A matriz  $n \times p$   $\mathbf{T} = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p)$  contém os chamados *scores* de componentes principais, definidos como os valores observados dos componentes principais em todas as  $n$  observações. Dado que a covariância de  $\mathbf{T}$  é uma matriz diagonal,  $\theta_i$  vectores são não-correlacionados. Adicionalmente, os pares  $(\theta_i, \mathbf{u}_i)$  estão ordenados segundo os seus valores  $\lambda_i$  associados. É além disso pouco usual na prática ser necessário um cálculo de todos os  $p$  vectores próprios dado que o essencial da variabilidade dos dados é capturada pelas primeiras poucas componentes principais. Utilizando-se um número  $a < p$  a decomposição fica:

$$\mathbf{X} = \theta_1 \mathbf{u}_1' + \theta_2 \mathbf{u}_2' + \dots + \theta_a \mathbf{u}_a' + \mathbf{E} = \sum_{i=1}^a \theta_i \mathbf{u}_i' + \mathbf{E} \quad (2.56)$$

onde  $\mathbf{E}$  é o termo de resíduo. Já que foi demonstrado que as primeiras duas ou três componentes principais são suficientes para explicar o essencial da variabilidade, a dimensionalidade do problema é grandemente reduzida.

São necessários vários passos na utilização de PCA em monitorização e controlo de qualidade. É primeiramente necessário estabelecer um modelo "controlado". Para um vector aleatório normalmente distribuído  $\mathbf{z}$ , com média  $\tau$  e matriz de covariância  $\Sigma$ , demonstra-se que a estatística:

$$\chi^2 = (\mathbf{z} - \tau)' \Sigma^{-1} (\mathbf{z} - \tau) \quad (2.57)$$

tem uma distribuição  $\chi^2$  central com  $p$  graus de liberdade. Uma carta de controlo  $\chi^2$  pode então ser estabelecida com um limite inferior 0 e um limite superior  $\chi_\alpha^2$  onde  $\alpha$  é um nível de significância adequadamente seleccionado. Para uma situação onde  $\Sigma$  seja desconhecido, a estatística  $T^2$  de Hotelling pode substituir a distribuição  $\chi^2$ .

Estabelecido um modelo "controlado" com base em dados históricos recolhidos durante a operação normal do equipamento, o processo de monitorização consiste na comparação dos factores seleccionados com este modelo nominal. Projectando novas observações no plano definido pelos vectores de carregamento PCA, os *scores* e os resíduos podem ser obtidos e as cartas de controlo baseadas no  $T^2$  podem ser traçadas, tomando-se uma decisão baseada nas primeiras  $a$  componentes principais.

O procedimento PCA é utilizado para uma única matriz, *i.e.* a matriz  $\mathbf{X}$  de variáveis processuais. No entanto, é comum a disponibilidade de grupos adicionais de dados, como variáveis de qualidade de produto  $\mathbf{Y}$ . É nesse caso desejável incluir todos os dados disponíveis no processo de monitorização e utilizar as variáveis processuais  $\mathbf{X}$  na detecção de alterações nas variáveis de qualidade de produto  $\mathbf{Y}$ , utilizando-se a técnica PLS (*Partial Least Squares*) de mínimo quadrados parciais. Esta modela as relações entre dois blocos de dados comprimindo-os simultaneamente, sendo utilizada na extracção de variáveis latentes que não só explicam a variação nos dados  $\mathbf{X}$  como as variações de  $\mathbf{X}$  mais determinantes na predição da qualidade  $\mathbf{Y}$ , sendo a primeira destas variáveis PLS latentes é uma combinação linear das variáveis processuais que maximizam a covariância entre elas próprias e as variáveis de qualidade.

Uma das maiores limitações da monitorização baseada em PCA é a sua invariância temporal, por oposição aos comportamentos transientes observados na maioria dos processos físicos. Um modelo PCA tem assim de ser actualizado recursivamente, devendo um esquema de actualização abrangente incluir os seguintes componentes: média, covariância, componentes principais com indicação do número de componentes a manter, bem como limites de confiança para  $T^2$ . Demonstrou-se que estes algoritmos recursivos são bastante eficientes comparados com métodos PLS tradicionais, em termos de requisitos de memória e de velocidade computacional.

Eventuais melhoramentos à abordagem PCA têm passado principalmente pela tentativa de torná-la adaptável a condições de processamento variáveis no tempo e de melhorar a sua resolução. As abordagens dinâmicas aparentam funcionar adequadamente para situações quase-estacionárias, não estando ainda estabelecido o seu desempenho nem para variações acentuadas nem para a ocorrência de variações estruturais menores no processo. Esta abordagem continua essencialmente confinada a falhas aditivas lineares [28].

Ao contrário do que acontece nas abordagens *model-based*, os métodos estatísticos multivariável têm obviamente a vantagem de não necessitarem de um modelo explícito do sistema, sendo capazes de lidar com variáveis processuais correlacionadas e de alta dimensionalidade e de detectar anormalidades com muita sensibilidade, mas sem características de "assinatura" que permitam isolar o componente em falha com exactidão.

Como já referido, o diagnóstico pode neste enquadramento ser reduzido a um problema de reconhecimento estatístico de padrão. Considere-se um classificador Bayesiano para duas classes [87], assumindo função densidade de probabilidade Gaussianas para ambas as classes:

$$\begin{aligned} d_1 &= (y - m_1)^T \Sigma_1^{-1} (y - m_1) \\ d_2 &= (y - m_2)^T \Sigma_2^{-1} (y - m_2) \end{aligned} \quad (2.58)$$

Uma função discriminante  $h$  mapeia o espaço de decisão para o espaço de classes (com probabilidades *a priori* idênticas para ambas), tal que:

$$h = d_1 - d_2$$

$$h < \delta, \text{ x pertence à classe I}$$

$$h > \delta, \text{ x pertence à classe II}$$

$$\delta = \log \left( \frac{|\Sigma_2|}{|\Sigma_1|} \right)$$

onde  $\delta$  é o patamar do classificador

O mesmo raciocínio pode ser extendido para um problema com  $n$  classes. Um classificador bayesiano é dito ótimo pelo facto de garantir um erro de classificação mínimo mesmo se houver sobreposição parcial de classes, desde que estas apresentem distribuições gaussianas. Quando  $\Sigma_1 = \Sigma_2 = I$  o classificador gaussiano torna-se simplesmente um classificador baseado numa distância euclidiana. Estes classificadores quantificam a distância entre um dado padrão e as médias das várias classes, de modo a classificar o padrão naquela cuja média se encontrar à menor distância. Esta classificação é no entanto exacta apenas quando as classes apresentam

simetria esférica e a mesma covariância, falhando por exemplo caso as classes fossem elipsóides alongados e adjacentes.

Quando as matrizes de covariância das distribuições não foram matrizes identidade ou múltiplos escalares das mesmas, as distribuições deixam de apresentar simetria esférica, deixando a métrica de distância mais adequada de ser a euclidiana (que de qualquer modo mesmo em casos de simetria esférica é suficiente apenas em condições de classes com a mesma covariância). Para uma distribuição gaussiana, a métrica adequada é uma forma normalizada da distância euclidiana:  $(x - m)^T \Sigma_1^{-1} (x - m)$ . Uma distribuição gaussiana aparece sob a forma de um elipsóide quando representada no espaço de variáveis de *input*, servindo a inversa da matriz de covariância para transformar o elipsóide numa esfera de raio unitário, facilitando a classificação.

O processo de diagnóstico utilizando esta metodologia pode assim resumir-se a uma combinação, ao longo do tempo, de estimativas instantâneas dos classificadores, utilizando informação acerca das propriedades estatísticas dos modos de falha do sistema [88], por sua vez aproximados através de funções densidade de probabilidade, cujo desenvolvimento é o ponto simultaneamente mais crítico e mais investigado neste enquadramento.

### Extracção Quantitativa de Características — Redes Neurais

A literatura demonstra o considerável interesse demonstrado em anos recentes pela aplicação de redes neurais em problemas de diagnóstico, classificação e aproximação de funções. O número de referências dedicado a estes métodos tem crescido ao longo dos últimos anos, na mesma proporção das variantes e refinamentos que têm aparecido. Pretende-se apenas aqui explicitar os fundamentos gerais que lhes estão subjacentes, juntamente com as técnicas mais utilizadas. Em virtude de como discutido adiante este tipo de ferramenta ter sido seleccionado no âmbito do presente trabalho alguns detalhes particulares serão discutidos quando da discussão da respectiva implementação.

A própria denominação do método denota no mínimo uma forte analogia com processo cerebrais. De facto, cada nó de uma rede neuronal é precisamente designado por neurónio, tal como acontece por exemplo no cérebro humano. A analogia continua na medida em que a rede propriamente dita consiste numa estrutura densamente interligada de elementos adaptativos simples. Embora as redes neurais sejam abstracções algo drásticas dos seus equivalentes biológicos, a função das redes neurais não é a de replicar o funcionamento das suas homólogas biológicas mas sim de utilizar algumas das suas propriedades na resolução de problemas complexos.

Os atractivos das redes neurais residem essencialmente na sua capacidade de lidar com não-linearidades e com informação incompleta e imprecisa, na sua robustez, na sua tolerância ao ruído e na sua capacidade de aprendizagem.

As redes neurais são modelos essencialmente empíricos na sua natureza, o que não as impede de fornecer soluções adequadas pela sua exactidão para problemas (independentemente da precisão da sua formulação) e fenómenos cuja percepção assenta em dados e observações experimentais.

A analogia entre neurónios biológicos e artificiais não se limita a semelhanças topológicas e estruturais do reticulado em que se inserem, mas também a aspectos de processamento e transmissão da informação, por via da semelhança entre os patamares de transmissão sináptica dos neurónios naturais e os pesos sinápticos dos artificiais, cujo ajuste perante impulsos vários está no âmago do processo de aprendizagem.

Um neurónio artificial recebe *inputs* externos que combina sob a forma de um *input* "ponderado"  $\xi$ , que passa por uma função-patamar de transmissão ou activação, transmitindo um *output*  $y$  para outro neurónio ou para o exterior do sistema. A figura 2.14 ilustra o processo em sistemas biológicos e artificiais [33].

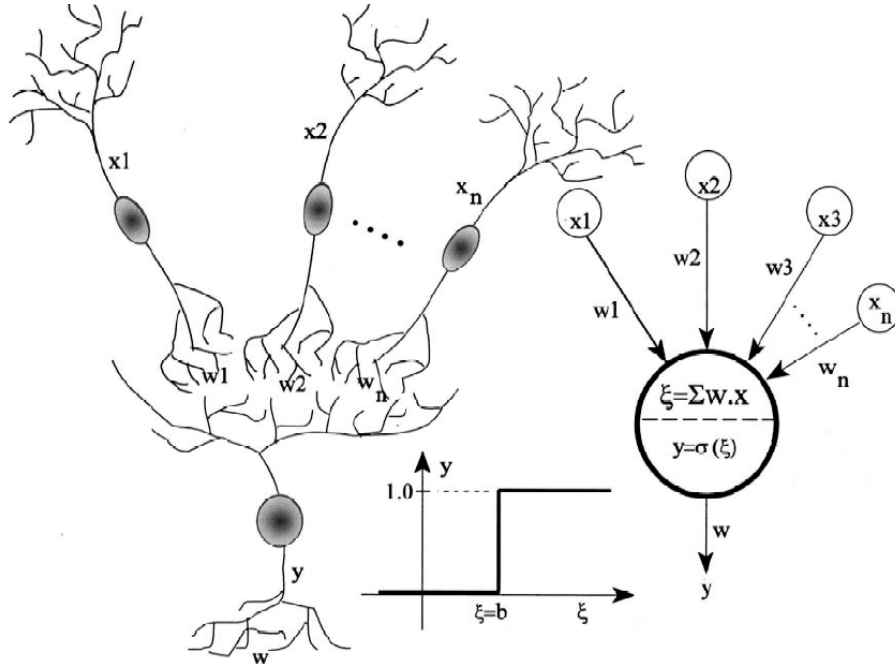


Figura 2.14: Analogia entre neurónios biológicos e artificiais.

Apenas quando  $\xi$  excede o valor da função-patamar (também designado  $b$ , do inglês *bias*) se dá a activação do neurónio, sendo linear a dinâmica neuronal mais utilizada no cálculo de  $\xi$ . O *input* "ponderado" é calculado como sendo o produto internos dos impulsos de *input*  $x$  que incidem no neurónio e dos pesos  $w$  de cada ligação (ou sinapse). Para  $n$  impulsos a operação do neurónio pode ser descrita como:

$$\begin{aligned}
 y &= 1 \text{ se } \sum_{i=1}^n w_i x_i \geq b \\
 y &= 0 \text{ se } \sum_{i=1}^n w_i x_i < b
 \end{aligned} \tag{2.59}$$

onde 1 indica um neurónio "on" e 0 um neurónio "off". Pesos de ligação  $w_i > 0$  aumentam a magnitude do sinal  $\xi$  e excitam o neurónio, tendo pesos negativos o efeito de o inibir.

Considerando o processo de aprendizagem de uma rede com um único neurónio mediando entre *inputs* e *outputs* do sistema, este altera os pesos sinápticos proporcionalmente à diferença à diferença (ou erro) entre o *output*-objectivo  $Y$  e a solução  $y$  em cada instante do treino. O erro é uma função de todos os pesos e forma uma hiperplano multidimensional irregular, com máximos e mínimos locais, consistindo o objectivo do processo de aprendizagem na obtenção uma distribuição de pesos que resulte num mínimo global, tendo sido demonstrada

a possibilidade de obter um vector de pesos óptimo num número finito de iterações, embora apenas para classes linearmente separáveis, nas quais um hiperplano linear coloca cada classe de objectos de cada lado do próprio hiperplano, como ilustrado na figura 2.15.

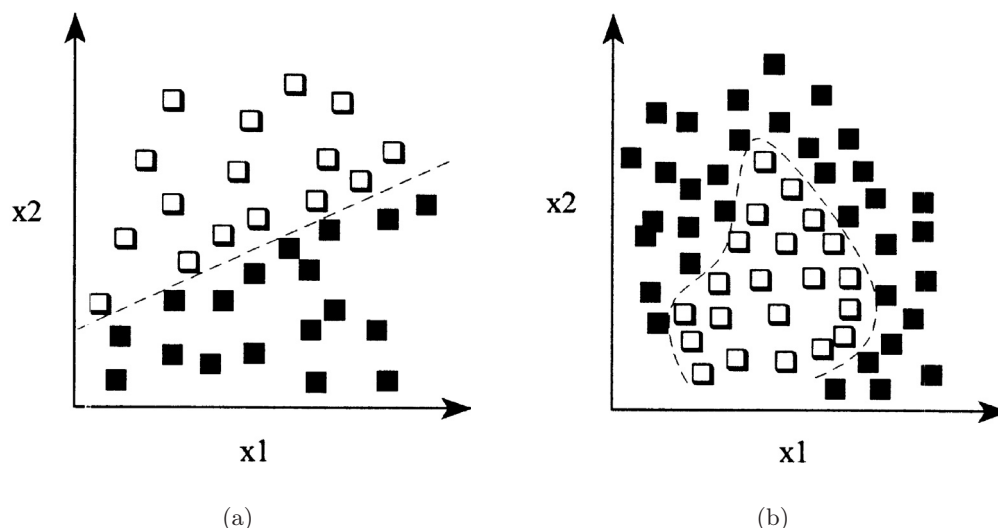


Figura 2.15: Separação linear de classes: (a) classes linearmente separáveis e (b) classes não-linearmente separáveis.

De modo a permitir lidar com problemas não-linearmente separáveis é possível introduzir uma ou mais camadas suplementares de neurónios entre as camadas de *input* e *output*. Pelo facto desta(s) camada(s) não interagir(em) com o exterior da rede toma(m) o nome de oculta(s), permitindo a sua presença resolver problemas de classificação não-lineares, sendo o processo de aprendizagem análogo ao anteriormente apresentado.

Esta capacidade de aprendizagem é particular aos sistemas inteligentes, biológicos ou não, mas equivalendo em sistemas artificiais a uma actualização da representação interna do sistema em resposta a estímulos externos de modo a efectuar uma determinada tarefa, passando por uma alteração dos parâmetros de rede como os pesos sinápticos ou dos *bias* de activação, ou ainda a criação ou desactivação de ligações. Este processo decorre de forma iterativa com a apresentação à rede de exemplos de treino, imitando processos de aprendizagem humanos. Um sistema baseado em redes neuronais é dado como treinado depois de apresentar a capacidade de lidar com informação imprecisa, vaga, probabilística ou afectada por ruído sem efeitos adversos notáveis sobre a qualidade da sua resposta, e de forma muito importante, se tiver a capacidade de generalizar a partir dos exemplos com que foi treinado para outros desconhecidos [32, 33].

Enquanto que sistemas como os supracitados sistemas periciais são limitados pela sua hipersensibilidade a dados incompletos ou ruidosos, ou pela própria incapacidade ocasional de traduzir explicitamente conhecimento humano sob a forma de regras, as redes neuronais são particularmente adequadas à modelização de comportamentos processuais.

De forma esquemática, as redes neuronais apresentam resultados bastante satisfatórios quando comparadas com outros métodos na resolução de algumas categorias de problemas:

- Reconhecimento de Padrão, consistindo essencialmente com a colocação de padrão de

*input* numa de várias categorias pré-definidas, com base numa ou mais características que definem uma dada categoria, mesmo que estas não sejam linearmente separáveis.

- *Clustering*, onde se formam classes ou agrupamentos (*clusters*) explorando semelhanças e diferenças entre padrões de *input* com base nas suas inter-relações, colocando a rede padrões "semelhantes" no mesmo agrupamento.
- Aproximação de Funções, envolvendo o treino de uma rede com dados de *input-output* de modo a aproximar as regras que os relacionam. Como já referido redes neuronais com pelo menos uma camada oculta podem ser consideradas aproximadores universais para qualquer grau de aproximação arbitrário. A aproximação de funções com base em redes neuronais é aplicada em casos onde não exista um modelo teórico mas apenas observações e medições, ou em substituição de modelos analíticos computacionalmente proibitivos.
- Previsão, envolvendo o treino de uma rede com uma amostragem de uma série temporal representando um dado fenómeno e utilizando-a para prever comportamentos em instantes futuros.
- Optimização, onde se pretende obter o máximo ou o mínimo de uma determinada função-objectivo dados alguns constrangimentos.

Ilustrados na figura 2.16 estão algumas das aplicações acima referidas [33].

As redes neuronais podem ser classificadas de diferentes modos de acordo com as suas características relevantes, usualmente com base na função que se pretende que desempenhem, no grau de conectividade (total ou parcial) entre os neurónios, na direcção do fluxo de informação dentro da rede, no tipo de algoritmo de aprendizagem (indicando o modo de obtenção dos *outputs* e de quantificação do erro em cada iteração), na regra de aprendizagem (que guia o algoritmo de aprendizagem) e no grau de supervisão utilizado.

O treino supervisionado de uma rede passa pelo fornecimento de *outputs*-objectivo para cada exemplo apresentado e pela utilização do desvio obtido entre o *output* e os valores-objectivo de modo a determinar o grau de ajuste necessário em cada peso sináptico. No treino não-supervisionado não é fornecida qualquer indicação sobre o resultado pretendido, explorando a rede a estrutura subjacente aos dados e a correlação entre diferentes exemplos de modo a agrupá-los em *clusters* baseados nas suas diferenças ou semelhanças. Existem também métodos de treino híbridos.

As regras de treino definem o modo como os pesos sinápticos são ajustados entre ciclos de treino sucessivos, existindo vários tipos de regras das quais a regra ECL (*Error-Correction Learning*) é a mais utilizada, nomeadamente nas arquitecturas de rede mais usuais, como referido abaixo. O princípio subjacente à regra já foi referido acima, sendo utilizada em treino supervisionado quantificando a diferença entre a solução dada pela rede em cada momento do processo de aprendizagem e o valor-objectivo definido no início do treino de modo a modificar os pesos sinápticos diminuindo o erro global da rede.

O número de tipos de arquitectura de rede varia conforme o critério utilizado em cada referência consultada, aumentando com o passar dos anos através do desenvolvimento de novos tipos e da modificação de outros existentes, ultrapassando actualmente largas dezenas. Uma aplicação particular pode ser resolvida recorrendo a diferentes tipos de arquitectura de rede, ou apenas a um tipo específico. Apesar de outros tipos terem aplicações eficazes em certas aplicações específicas, as redes mais utilizadas são sem qualquer dúvida as redes ditas



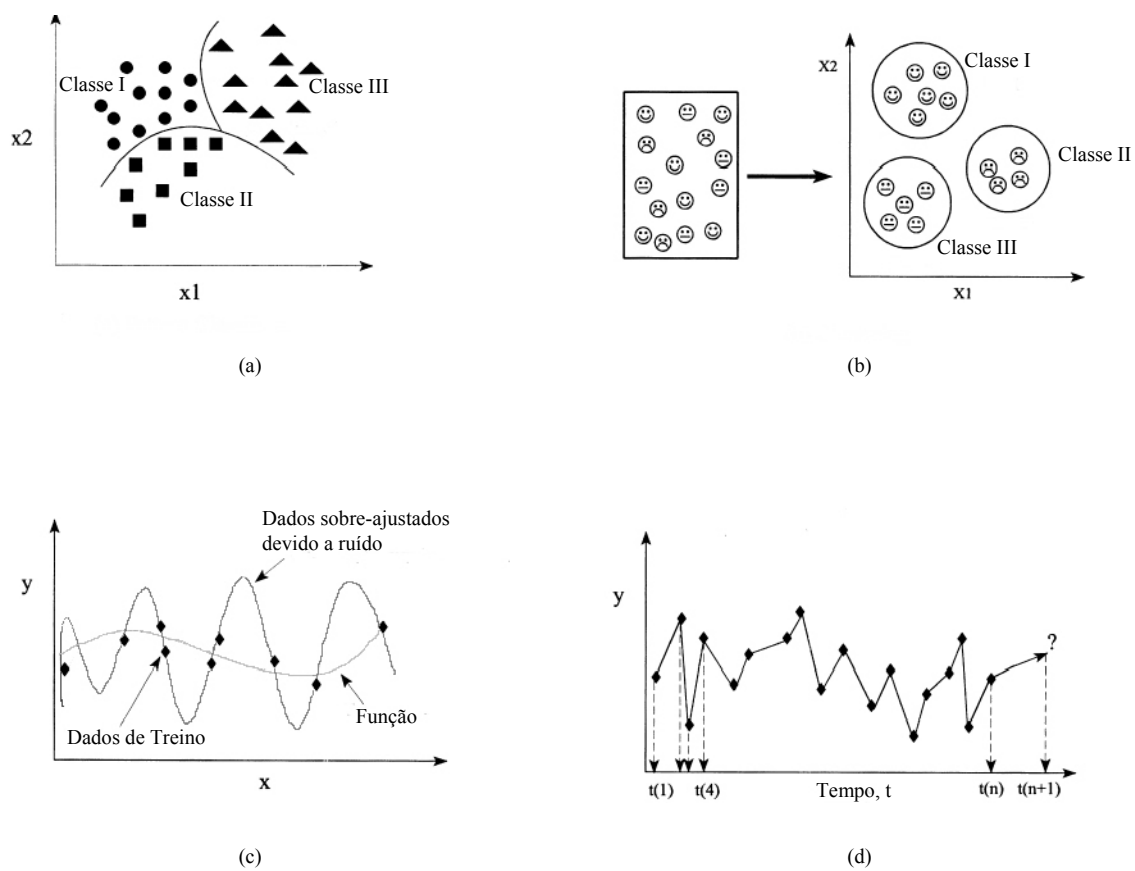


Figura 2.16: Aplicações de redes neuronais: (a) classificação de padrão, (b) *clustering*, (c) aproximação de funções, (d) previsão.



de *backpropagation*. Estas consistem de uma rede com pelo menos uma camada oculta, onde os nós da camada de *input* representam as variáveis do problema e os da camada de *output* representam as variáveis dependentes que estão a ser modelizadas, servindo a(s) camada(s) oculta(s) para capturar a não-linearidade dos dados. Utilizando treino supervisionado com uma regra ECL, estas redes "aprendem" um mapeamento de um espaço de dados para outro com base em exemplos apresentados. A designação *backpropagation* reflecte o modo como o erro é calculado na camada de *output* é transportado "para trás" pela(s) camada(s) oculta(s) até à camada de *input*. Os dados são fornecidos à rede sem qualquer tipo de *feedback* (presente noutras arquitecturas), de modo que cada ligação sináptica é unidireccional e que não existem ligações entre neurónios da mesma camada, podendo estes ser total ou parcialmente conectados com os das camadas adjacentes. Este tipo de rede neuronal é tão versátil que pode ser utilizado virtualmente em cada tipo de aplicação em que as metodologias neuronais têm sido aplicadas, por oposição a outras arquitecturas com âmbitos de aplicação mais restritos.

Os particulares dos algoritmos subjacentes ao funcionamento das redes neuronais encontram-se algo fora do âmbito da presente discussão, podendo ser encontrados em várias referências especializadas e sendo discutido com mais algum detalhe no capítulo relativo à sua implementação.

## 2.5 Comparações, Métodos Híbridos e Conclusões Gerais

Uma avaliação comparativa dos vários métodos passados em revista ao longo deste capítulo pode ser feita à luz das características desejáveis para sistemas de diagnóstico referidas anteriormente.

Métodos *model-based* quantitativos, como observadores de diagnóstico ou relações de paridade, são interessantes nesses termos, já que um conhecimento completo dos *inputs* e *outputs* do sistema, juntamente com todas as formas de interacção com o ambiente em que se insere, tornaria o problema do diagnóstico particularmente bem-definido independentemente do número de falhas presente. Por outro lado, a eficácia de qualquer procedimento de diagnóstico estará limitada pela disponibilidade de informação sensorial, que no caso de um único sensor invalidará qualquer inferência razoável. Qualquer situação prática encontrar-se-a algures entre estes dois extremos.

Dado um conjunto particular de medições estes métodos podem especificar se uma falha é detectável, se pode ser distinguida de outras falhas desconhecidas não consideradas, se a falha pode ser detectada na presença de ruídos processuais e instrumentais e finalmente se as várias falhas a serem consideradas podem ser distinguidas entre elas. Ao encarar estes problemas os métodos em causa fornecem esquemas de decisão em que perturbações desconhecidas podem ser minimizadas.

Os custos, por assim dizer, a pagar por estas vantagens residem essencialmente no esforço de modelização usualmente bastante considerável a desenvolver, bem como nas restrições a impor no que ao tipo de modelo aceitável diz respeito. O espaço de estados geral do sistema é dado por:

$$\begin{aligned}\mathbf{x}(t+1) &= \mathbf{Ax}(t) + \mathbf{Bu}(t) + \mathbf{Ed}(t) + \mathbf{Fp}(t) \\ \mathbf{y}(t) &= \mathbf{Cx}(t)\end{aligned}\tag{2.60}$$

onde  $\mathbf{E}$  é a matriz de distribuição das perturbações  $\mathbf{d}(t)$ , de modo que o termo  $\mathbf{E}\mathbf{d}(t)$  caracteriza *inputs* desconhecidos, *i.e.* todas as perturbações e incertezas exercidas sobre o sistema. O maior problema desta abordagem reside na formulação algo simplista das perturbações, que inclui inevitavelmente erros de modelização. Na prática ocorrem incertezas de modelização bastante graves devidas a derivas paramétricas, sob a forma de incertezas multiplicativas, o que consiste numa limitação geral de todas as abordagens *model-based* desenvolvidas até à data. A somar às dificuldades associadas ao processo de modelização, este tipo de abordagem analítica está maioritariamente limitado a modelos lineares, com excepção de alguns modelos não-lineares muito específicos, já que para modelos não-lineares gerais as aproximações lineares têm demonstrado graves limitações que limitam a eficácia do método [28].

Os sistemas periciais *rule-based* podem ser utilizados sempre que esteja disponível uma abundância de experiência prática, mesmo na ausência de princípios fundamentais e de detalhe suficiente que possibilite a opção por modelos quantitativos exactos. As suas limitações são conhecidas [89], mas este tipo de modelo causal não deixa de ser muito atraente precisamente em situações em que não estão disponíveis modelos causais mas antes dependências funcionais bem estabelecidas. As hierarquias de abstracção, por seu lado, ajudam a "focalizar" as atenções do sistema de diagnóstico em áreas-chave especialmente problemáticas de forma rápida e eficaz. Uma das vantagens dos métodos qualitativos baseados em conhecimento profundo sobre o processo é o facto de possibilitar uma explicação do modo de propagação da falha, indispensável no apoio à decisão pelos operadores. Garantem também em princípio o requisito de completude, segundo o qual todas as falhas possíveis devem constar do conjunto a considerar quando do diagnóstico. Sofrem no entanto dos problemas de resolução inerentes a ambiguidades decorrentes do raciocínio qualitativo [28].

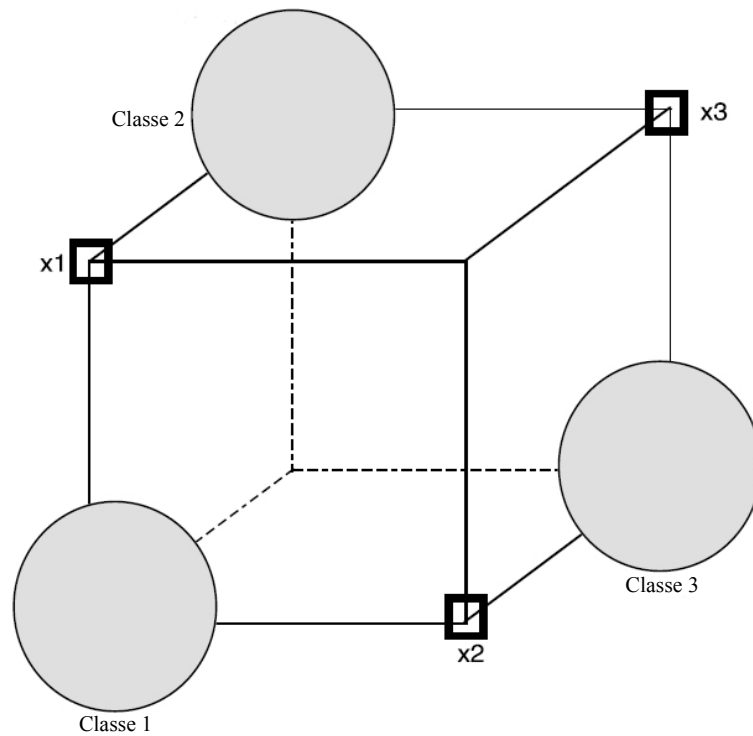
Abordagens baseadas em reconhecimento de padrão ou classificadores são usualmente desenvolvidas com base em dados históricos do processo em causa. Demonstrou-se que várias técnicas de redes neuronais apresentam desempenhos muito satisfatórios em termos de robustez face a ruídos e de requisitos de isolabilidade. Apresentam no entanto algumas limitações nomeadamente no que diz respeito à capacidade de generalizar o diagnóstico extrapolando para lá do seu conjunto de treino, embora esta limitação possa ser contornada.

Uma limitação comum aos métodos baseados em dados históricos relaciona-se com a disponibilidade de uma amostra finita da distribuição de dados de cada classe do espaço de medições. Considere-se a título de exemplo o espaço de medições tridimensional representado na figura 2.17:

Nos vértices do cubo estão representadas três classes de falha, denotadas pelos círculos, e três padrões de medição  $x_1, x_2$  e  $x_3$ . Não assumindo qualquer tipo de classificador, seria de esperar que:

- $x_1$  pertencesse às classes 1 e 2.
- $x_2$  pertencesse às classes 1 e 3.
- $x_3$  pertencesse às classes 2 e 3.

Considerando classificadores na forma de transformações lineares seria de esperar uma estrutura idêntica tanto nos espaços de *input* como nos de *output*, o que ilustra um ponto importante, a saber a forte implicação que a estrutura de *input* pode ter no *output* esperável. Assim, se o espaço de *input* é tal que  $x_1$  pertence às classes 1 e 2, um classificador baseado em distâncias efectuará correctamente uma identificação de falha múltipla, o que não pode

Figura 2.17: Localização de falhas múltiplas no espaço de *output*.

ser assegurado em termos de espaço de medições, sendo necessário determinar um espaço de características com esta propriedade, que imporá a estrutura do espaço de *input*.

A tabela 2.1 sintetiza as transformações sofridas pelos dados oriundos do processo num processo de diagnóstico utilizando vários métodos discutidos [28].

Tabela 2.1: Transformações típicas em vários sistemas de diagnóstico.

	Observadores	SDG	QTA	R. Neurais
Espaço de medições	Medições	Medições	Medições	Medições
Espaço de características	Resíduos	Estado qualitativo	Tendências	Nós ocultos
Espaço de decisão	Classes de falha	Classes de falha	Medidas de probabilidade	Nós de output
Espaço de classes	Classes de falha	Classes de falha	Classes de falha	Classes de falha

A tabela 2.2 apresenta uma comparação de alguns dos métodos representativos de cada família discutida em termos das características desejáveis para um sistema de diagnóstico, denotando a notação utilizada o comprimento total, parcial (variando conforme casos particulares) ou nulo de cada uma [28].

Considere-se o exemplo das redes neurais. A sua rapidez de detecção, isolabilidade e

Tabela 2.2: Comparação de vários métodos de diagnóstico.

	Observ.	SDG	Hierarq. de abstração	Sistemas periciais	QTA	PCA	Redes neuronais
Rapidez de diagnóstico	✓	?	?	✓	✓	✓	✓
Isolabilidade	✓	X	X	✓	✓	✓	✓
Robustez	✓	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Ident. novas situações	?	✓	✓	X	?	✓	✓
Erro de classificação	X	X	X	X	X	X	X
Adaptabilidade	X	✓	✓	X	?	X	X
Fornecim. explicação	X	✓	✓	✓	✓	X	X
Req. de modelização	?	✓	✓	✓	✓	✓	✓
Armaz. e computação	✓	?	?	✓	✓	✓	✓
Ident. falha múltipla	✓	✓	✓	X	X	X	X

robustez face ao ruído têm sido amplamente demonstradas numa grande variedade de referências, mas devido à natureza dos seus procedimentos de implementação são desprovidas da capacidade de fornecer explicações e de adaptabilidade (cada caso obriga a novo treino da rede). Como referido acima, caso a estrutura de *input* seja adequada, o diagnóstico de falhas múltiplas é possível, apesar do procedimento padrão de implementação de redes neuronais não garantir por si só esta capacidade, o que contrasta por exemplo com o caso de utilização de observadores de diagnóstico.

De um ponto de vista de aplicação industrial, o maior número de aplicações de diagnóstico utiliza abordagens baseadas em dados históricos, devido à sua maior facilidade de implementação, conferida pelos baixos requisitos de modelização e de conhecimento físico *a priori*, obviamente potenciados pela disponibilidade de registos. Mesmo processos para os quais estejam disponíveis modelos analíticos estes são usualmente *steady-state*, o que aumentaria drasticamente o esforço de modelização necessário para desenvolvimento de modelos dinâmicos adequados a aplicações de diagnóstico.

Existem relativamente poucas referências dedicadas ao diagnóstico de falhas paramétricas do processo, por oposição a falhas sensoriais. De entre as abordagens baseadas em dados históricos os métodos estatísticos parecem ter sido melhor estudados e aplicados, porventura devido à maior ênfase colocada em termos industriais na detecção de falhas. Em comparação com aplicações de diagnóstico detalhado, utilizando últimas de forma mais comum técnicas QTA.

Embora abordagens *model-based* quantitativas como observadores de diagnóstico tenham tido algum sucesso em aplicações electrónicas e aeroespaciais, a sua aplicação em indústrias de transformação tem sido reduzida, provavelmente devido às seguintes razões:

- Os processos físico-químicos que as caracterizam são usual e inerentemente não-lineares, dificultando fortemente a obtenção de modelos adequados.
- A maioria das abordagens quantitativas baseiam-se em modelos de *input-output* restritos a domínios lineares, minimizando as suas vantagens face a métodos estatísticos muitíssimo menos onerosos de implementar.
- As abordagens *model-based* têm sido predominantemente utilizadas em aplicações restritas de falhas de sensores e actuadores.

O impacto de abordagens *model-based* qualitativas como QSIM e QPT tem também sido muito reduzido devido à complexidade dos processos industriais (comparada com as aplicações académicas em que estas aplicações são usualmente demonstradas), aos pesados requisitos computacionais e à geração de soluções espúrias que as caracteriza. As abordagens gráficas têm encontrado algumas aplicações na área da segurança (HAZOP) e da tomada de decisão em tempo real.

Uma das principais conclusões a ser retirada da presente discussão é que nenhum dos métodos referidos tem a capacidade de satisfazer todos os requisitos ideais para um sistema de diagnóstico. Todos eles apresentam a restrição do seu desempenho ser limitado pela qualidade da informação disponível acerca do problema, sendo no entanto indubitável que alguns métodos se ajustarão melhor ao tipo particular de informação disponível do que outros. É por isso inevitável concluir que alguns métodos seriam complementos ideais de outros, melhorando o desempenho de cada um deles. Esta integração de características complementares é uma das principais motivações para o desenvolvimento de sistemas híbridos.

Assim, por exemplo, embora a explicação de uma falha através de uma dada cadeia de causalidade seja muito facilmente efectuada com um diagrama SDG, o isolamento dessa falha é dificultado pela ambiguidade qualitativa do método, situação onde um método analítico *model-based* será indubitavelmente superior.

O uso de métodos *knowledge-based* complementa em princípio de forma ideal métodos analíticos e algorítmicos, combinando num único enquadramento diferentes tipos de conhecimento acerca do sistema. O sistema resultante poderia então integrar um conjunto de informação indo de conhecimento heurístico a modelos analíticos, com bases de dados e componentes de explicação e de inferência associados [41].

## 2.6 Resumo do Capítulo

Neste capítulo foram organizadas, classificadas e comparadas várias abordagens ao problema do diagnóstico, tendo estas sido divididas em três categorias principais. Foram discutidas as suas diferenças e semelhanças em termos das transformações sucessivas efectuadas sobre a informação desde a medição até à decisão.

Foram também apresentadas as características desejáveis que os sistemas de diagnóstico deveriam idealmente possuir, comparando e avaliando as diferentes metodologias à luz destas características, identificando assim as respectivas virtudes e fraquezas e evidenciando o facto que nenhum método consegue isoladamente satisfazer todos os requisitos, justificando o desenvolvimento de metodologias híbridas de modo a colmatar as desvantagens particulares a cada método.

## Capítulo 3

# Sistemas de Diagnóstico para Termofluidos

### 3.1 Processos e Mecanismos Presentes

A implementação de metodologias de diagnóstico a qualquer processo ou equipamento é indissociável das características específicas da aplicação, nomeadamente em termos dos fenómenos físico-químicos em presença. É por isso imprescindível, quando do estabelecimento dos requisitos do sistema a desenvolver e consequentemente da estratégia de projecto e dimensionamento a adoptar, efectuar um levantamento preciso dos mecanismos e variáveis intervenientes nos processos físico-químicos supracitados, de modo a fundamentar, desenvolver, explicitar e justificar as várias metodologias de diagnóstico a serem apresentadas.

Atendendo ao contexto da presente dissertação, envolvendo essencialmente processos de combustão em fornalhas e caldeiras, uma caracterização do combustível a utilizar é primordial em virtude das suas propriedades influenciarem decisivamente o processo de combustão e consequentemente as espécies químicas e os campos de temperatura e escoamento resultantes.

É sabido que existe uma grande variedade de combustíveis passíveis de serem utilizados no tipo de aplicação discutida, cujas características apresentarão também elas uma variedade quase tão grande como a dos próprios combustíveis, dos quais são exemplo gasóleo, gás natural, biomassa ou carvão pulverizado.

Essas diferenças de características residirão essencialmente na estrutura e na composição química do combustível em causa, e de forma mais evidente no próprio estado físico (do sólido ao gasoso) em que se apresenta.

É por outro lado natural que as referidas diferenças levem também a que o processo de queima resulte em padrões de distribuição de variáveis também eles bastante diferentes, sendo essas diferenças extremamente relevantes em termos do projecto do equipamento no que diz respeito aos requisitos operacionais e ao desempenho pretendido.

Os produtos do processo de combustão poderão também diferir de forma significativa, em termos das espécies químicas resultantes e potencialmente poluentes, bem como de eventuais partículas sólidas geradas e da importância que o processo de sujamento pode assumir em cada caso considerado.

Os detalhes particulares do estado e composição de cada um dos combustíveis utilizados, que determinam o comportamento do processo de combustão, serão determinantes em termos do dimensionamento dos sistemas de alimentação, da configuração dos queimadores e dos

sistemas de extracção/escape dos gases de combustão e de partículas, da instrumentação necessária à supervisão e principalmente no que respeita ao projecto das superfícies de troca de calor e sistemas de circulação de fluido operante que são a razão de ser do equipamento. Existe uma grande quantidade de referências respeitantes tanto ao projecto de componentes particulares como à instalação como um todo, independentemente do tipo de combustível mas com especial incidência naqueles mais utilizados em aplicações de produção de energia à escala industrial, como o carvão [90].

No que diz respeito aos equipamentos aqui considerados, e uma vez reconhecido o fim a que se destinam, é fundamental identificar os processos físico-químicos que permitem que cumpram a sua função de transferir calor da queima do combustível para o fluido operante, independentemente do objectivo particular do estudo a levar a cabo, pertinente tanto numa fase de projecto do equipamento como no presente caso de desenvolvimento de metodologias de diagnóstico, sejam elas aplicadas de raiz ou em processos de *retrofitting*.

A preponderância do próprio processo de combustão é por demais evidente, tanto pelo facto de condicionar todas as variáveis térmicas e de escoamento subsequentes como precisamente por ocorrer nesse processo a formação dos principais poluentes visados pela legislação relevante. No entanto, face à grande variedade de combustíveis utilizados neste tipo de aplicação, um estudo detalhado do processo de combustão *per se* não será efectuado neste contexto, existindo numerosas referências dedicadas a este tipo de estudo para vários combustíveis.

Qualquer referência básica de Transferência de Calor, nomeadamente alguns manuais clássicos [91, 92], apresenta os conceitos essenciais relativos aos vários modos de transferência de calor, i.e. radiação, convecção e condução, sendo qualquer um deles relevante no presente contexto embora com importâncias relativas algo diferentes, colocando-se a questão de identificar o modo como intervêm nos processos de transferência de calor que ocorrem em caldeiras e fornalhas.

A ocorrência de combustão implica a presença de uma chama, seja ela a fonte de ignição ou um produto da reacção. Geram-se assim no equipamento campos de temperatura com variações consideráveis desde a zona de reacção até ao escape dos gases de combustão para algum sistema de tratamento ou directamente para a atmosfera, sendo cada um dos processos de transferência de calor mais ou menos relevante em cada uma das regiões.

Face à gama de temperaturas em presença é natural que o processo de transferência de calor dominante seja a radiação. Sem recorrer a definições teóricas mais fundamentais e relembrando que a superfície de qualquer corpo cuja temperatura seja superior ao zero absoluto emite uma radiação de corpo negro tal que [91, 92]:

$$E_b = \sigma T^4 \quad (3.1)$$

enunciado da lei de Stefan-Boltzmann, onde  $\sigma$  é a constante com o mesmo nome. Tratando-se de um corpo não-ideal, i.e. com uma emissividade  $\varepsilon$  não-unitária, teremos:

$$E_b = \sigma \varepsilon T^4 \quad (3.2)$$

onde  $\varepsilon$  é a emissividade da superfície em causa. Facilmente se percebe o porquê da preponderância das trocas radiativas, em virtude de serem uma função da quarta potência da temperatura. Num processo de troca radiativa, o calor trocado por radiação entre a chama e as paredes de uma fornalha não é mais que o balanço entre as radiações emitidas e recebidas, i.e.:



$$Q = \sigma \varepsilon_f T_f^4 - \sigma \varepsilon_s T_s^4 = \sigma (\varepsilon_f T_f^4 - \varepsilon_s T_s^4) \quad (3.3)$$

onde os subscritos f e s denotam a chama (*flame*) e a superfície, respectivamente.

O comportamento das várias superfícies envolvidas em trocas radiativas pode ser diverso, conforme as suas propriedades. De facto, vários fenómenos relativos à radiação podem ocorrer.

A energia radiante que atinge cada superfície pode ser reflectida, absorvida ou transmitida em diversas proporções.

Definindo uma reflectividade  $\rho$ , uma absorptividade  $\alpha$  e uma transmissividade  $\tau$  na quantificação de cada uma das parcelas, pode-se escrever:

$$\rho + \alpha + \tau = 1 \quad (3.4)$$

Considerando que a maioria dos sólidos não transmite radiação, a transmissividade é na maioria dos casos usuais nula, vindo:

$$\rho + \alpha = 1 \quad (3.5)$$

Admitindo que o corpo em causa recebe radiação proveniente de uma fonte, importa quantificar a radiação incidente  $G$ , que dependerá obviamente da temperatura da fonte. No caso da fonte ser a chama acima referida:

$$G = \sigma \varepsilon_f T_f^4 \quad (3.6)$$

Ao incidir na superfície em causa, a radiação pode ser reflectida ou transmitida. A componente reflectida será então:

$$R = \rho G \quad (3.7)$$

enquanto que como já referido a componente transmitida é geralmente nula.

É usual designar-se a radiação total que deixa uma superfície, englobando tanto aquela intrinsecamente por ela emitida como a porção reflectida da radiação incidente, como radiosidade da superfície, denotada  $J$ , como ilustrado na figura 3.1. Note-se que não se encontram consideradas na presente discussão características espectrais das várias componentes radiativas.

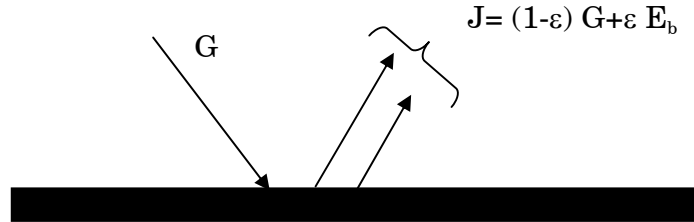


Figura 3.1: Radiação incidente e radiosidade de uma superfície.

O segundo modo de transmissão de calor supracitado é a convecção. Ao contrário da radiação, passível de se propagar no vácuo, a convecção implica a presença de um fluido em movimento junto à parede considerada, para além do necessário gradiente térmico. Um fluxo de calor convectivo tem a sua representação clássica na lei de Newton do arrefecimento:

$$q'' = h(T_\infty - T_s) \quad (3.8)$$

onde  $h$  é o coeficiente de transferência de calor por convecção e os subscritos  $s$  e  $\infty$  denotam respectivamente as temperaturas da parede e do fluido a uma distância suficientemente elevada da parede para não sofrer a sua influência.

Face às gamas de temperaturas típicas dos processos que ocorrem em caldeiras e fornalhas é evidente que a contribuição dos processos convectivos reduzida ou mesmo insignificante, sendo muitas vezes desprezada na prática excepto em zonas da instalação não-expostas à chama e principalmente situadas suficientemente a jusante da câmara de combustão para que a temperatura dos gases quentes atinja valores em que a importância relativa das contribuições radiativa e convectiva se torne mais semelhante, como recuperadores de calor.

Independentemente da zona do equipamento em causa ou do processo relevante ser a radiação, a convecção ou ambas, a transferência de calor para um fluido operante como a água, de que o exemplo mais comum será a produção de vapor para accionar turbinas com fins de geração de energia eléctrica ou de propulsão (nomeadamente naval), depende na esmagadora maioria dos casos do terceiro modo de transferência de calor acima referido, a condução.

De facto, numa instalação de produção de energia eléctrica, a água circula usualmente no interior de tubos cuja superfície exterior está exposta à chama e/ou aos gases quentes resultantes da combustão. A transferência de calor do interior da câmara de combustão para o fluido tem então necessariamente que se efectuar através da espessura sólida que os separa, através de um processo de condução.

Um fluxo de calor trocado por condução pode ser exprimido, na sua forma mais simples (caso unidimensional segundo uma direcção  $x$  e para uma distribuição de temperatura  $T(x)$ ) pela conhecida lei de Fourier:

$$q''_x = -k \frac{dT}{dx} \quad (3.9)$$

onde  $q''_x$  é o fluxo de calor segundo a direcção  $x$  (dado em  $W/m^2$ ), proporcional ao gradiente térmico  $\frac{dT}{dx}$  segundo a constante de proporcionalidade  $k$ , que não é mais que a condutividade térmica do material em causa. Outras geometrias mais complexas obrigam obviamente a algumas adaptações da lei de Fourier. No entanto, para o presente caso simplificado onde um gradiente de temperatura linear pode ser exprimido como:

$$\frac{dT}{dx} = \frac{T_2 - T_1}{L} \quad (3.10)$$

o fluxo de calor por condução pode ainda representado como:

$$q''_x = -k \frac{T_2 - T_1}{L} = -k \frac{\Delta T}{L} \quad (3.11)$$

onde  $L$  é a espessura de material sólido considerada, ficando para uma dada área  $A$  de parede normal à direcção de transferência de calor:

$$q_x = \frac{kA}{L}(\Delta T) \quad (3.12)$$

Esta ultima expressão é útil na introdução de um conceito importante, a saber o de resistência térmica, assim designada por analogia com a resistência eléctrica. Tal como esta

última se relaciona com a condução de electricidade a resistência térmica também relacionará a diferença de potencial causadora do fluxo de calor com a taxa a que este ocorre, do seguinte modo:

$$R_{t,\text{cond}} = \frac{T}{q_x} = \frac{L}{kA} \quad (3.13)$$

onde a analogia com a lei de Ohm é evidente. Existem analogamente resistências térmicas associadas à convecção e à radiação:

$$R_{t,\text{conv}} = \frac{T_\infty - T_s}{q} = \frac{1}{hA} \quad (3.14)$$

e

$$R_{t,\text{rad}} = \frac{T_f - T_s}{q_{\text{rad}}} = \frac{1}{h_r A} \quad (3.15)$$

onde  $h_r$  é um coeficiente global de troca de calor por radiação [91].

Estas formulações em termos de resistências térmicas permitem a resolução de problemas de transferência de calor em presença dos vários modos de transmissão e de materiais e condições vários, mais uma vez por analogia com a resolução de circuitos eléctricos por via das leis de Ohm e Kirchoff, colocando do mesmo modo as resistências térmicas em série ou em paralelo.

As formulações acima discutidas ignoram obviamente quaisquer efeitos transientes, termos de fonte de geração de calor ou relacionados com a existência de resistências térmicas de contacto. Não são também consideradas outras geometrias mais complexas que podem apresentar formulações menos imediatas ou particularidades como a existência de espessuras críticas de isolamento em sistemas de simetria radial. No entanto, a existência da formulação supracitada é particularmente relevante em situações de ocorrência de sujamento, pelo facto de se encontrarem interpostas entre a chama e o fluido operante não só as paredes da câmara de combustão mas também a espessura do depósito de baixa condutividade (*i.e.* de elevada resistência térmica) que caracteriza o fenómeno.

Como já referido, outro parâmetro de particular relevância no tipo de aplicação em causa no presente trabalho reside na avaliação da formação de poluentes vários. A respectiva formação ocorre geralmente durante o próprio processo de combustão, e sendo tal como este último um processo assaz complexo e fortemente não-linear.

No que diz respeito às várias espécies químicas passíveis de ocorrer no tipo de aplicação considerado aquela cuja formação é porventura mais indissociável de qualquer processo de combustão usual será o dióxido de carbono. No entanto, a classificação do CO<sub>2</sub> como um poluente é algo dependente do âmbito de discussão considerado. De facto, embora seja o gás responsável pelo efeito de estufa por excelência, se encarado por exemplo num contexto de queima de biomassa e de desenvolvimento sustentável, o balanço de CO<sub>2</sub> acabará por "fechar" caso seja praticada uma reflorestação adequada de modo a que a nova vegetação reabsorva o dióxido de carbono resultante da queima da biomassa. Este facto relativiza assim a discussão em torno do dióxido de carbono como poluente.

É então particularmente pertinente definir quais as espécies a serem monitorizadas e eventualmente controladas pelo sistema de diagnóstico. Na maioria das aplicações encontradas na revisão bibliográfica efectuada apareciam citados, para além do CO<sub>2</sub> inerente ao processo

de combustão, compostos químicos como  $\text{NO}_x$ ,  $\text{SO}_2$  (entre outros óxidos de enxofre),  $\text{CO}$ , hidrocarbonetos não-queimados e partículas sólidas.

A formação de poluentes é uma consequência directa do processo de queima de combustível, especialmente em aplicações que utilizem carvão pulverizado ou biomassa, estando também intimamente relacionada com a eficiência do processo.

Independentemente do tipo de combustível, a formação dos diferentes poluentes supracitados é influenciada de forma determinante pelas condições prevalentes no interior da caldeira, nomeadamente em termos de razões ar/combustível ou de campos de temperatura e de escoamento (por sua vez determinados pelo processo de combustão). Um ajuste judicioso destas condições, ajustando parâmetros como a riqueza da mistura ou utilizando estratégias de estagiamento de ar, pode ser determinante no controlo de emissões [25].

Para cada uma das espécies consideradas existe na bibliografia uma variedade de modelos de formação teóricos e/ou empíricos que dêem conta com graus de aproximação e complexidade mais ou menos elevados dos mecanismos e reacções secundárias que originam cada um dos compostos. Cite-se a título de exemplo o mecanismo Zeldovich para a formação de óxidos de azoto por via térmica:



com energias de activação diferentes para cada reacção elementar. Outras formulações descrevem outras vias de formação de  $\text{NO}_x$ , nomeadamente através dos mecanismos *prompt* e  $\text{N}_2\text{O}$ . Estas formulações, integradas por exemplo em ferramentas CFD, permitem em princípio a previsão da formação destes poluentes em função das espécies presentes em combustíveis e comburentes, bem como de espécies formadas em passos intermédios das reacções de combustão e eventualmente não presentes nos produtos finais.

Outras formulações mais ou menos simples existem para a descrição dos mecanismos de formação de outros compostos e das próprias reacções intermédias de combustão, apresentando geralmente complexidades e não-linearidades ainda superiores, o que torna a sua utilização algo complicada e computacionalmente intensiva. Os modelos analíticos são nestes casos particularmente difíceis de implementar, o que explica o grande número de referências dando conta da utilização de ferramentas como as redes neuronais em aplicações de modelização de processos de combustão (inclusive turbulenta) [32, 93], por oposição à utilização de métodos analíticos. Muitas outras referências são dedicadas a estratégias (activas ou passivas) de controlo de  $\text{NO}_x$  em queimadores industriais, essencialmente através do controlo de razões ar/combustível e dos padrões de distribuição e circulação de combustíveis e comburentes [94].

A eficiência do processo de combustão, independentemente do tipo de combustível em causa, está como é óbvia intimamente relacionada com as condições de interacção entre combustível e comburente, em termos de temperaturas (essencialmente através das energias de activação das reacções) e estequiometria (através das razões ar/combustível) presentes.

Uma formulação das equações de reacção de combustão pode ser escrita, à semelhança da apresentada acima para a formação de  $\text{NO}_x$ , sendo tanto mais complicada quanto mais complexo for o processo, conforme o tipo de combustível. De facto, a combustão de hidrocarbonetos simples como metano ou propano será em princípio mais fácil de estudar e caracterizar do que por exemplo a queima de carvão pulverizado, em que se verificam grandes variabilidades de características e composição conforme a origem do combustível e onde

ocorrem processos complexos de ablação de camadas sucessivas de materiais mais ou menos voláteis.

A formulação clássica para qualquer parâmetro de eficiência, independentemente do contexto, envolve a especificação de uma razão entre a situação ideal e a real a avaliar, de modo que uma eficiência máxima tornaria a razão unitária, com situações reais a apresentarem valores de eficiência necessariamente inferiores. No caso concreto de aplicações em fornalhas e caldeiras a eficiência do processo relacionará o poder calorífico contido nos reagentes (para todos os efeitos no combustível propriamente dito) com aquele perdido nos gases de escape quentes e nas espécies químicas nele contidas, sejam elas produtos da reacção, combustível não-queimado ou espécies com pouca ou nenhuma intervenção na reacção mas que sofreram aquecimento no processo, como boa parte do azoto contido no ar atmosférico.

## 3.2 Variáveis Fundamentais e Estabelecimento de Métodos de Diagnóstico

É evidente que a ocorrência das situações anómalas a avaliar pelo sistema de diagnóstico a desenvolver, como o sujamento ou fugas de vapor, irá afectar nalguma medida os vários fluxos de calor em presença no equipamento a monitorizar. Uma vez estabelecidos quais os fenómenos a serem considerados para monitorização por parte do sistema de diagnóstico, bem como a respectiva formulação, coloca-se a questão de saber quais os parâmetros relevantes na caracterização de cada um dos fenómenos em causa.

Cada um dos processos físico-químicos que caracterizam os fenómenos a monitorizar supracitados envolve na sua formulação uma certa quantidade de variáveis ou grupos de variáveis representando várias grandezas físicas. Uma identificação dos parâmetros por assim dizer mais eloquentes de entre esse leque de opções condiciona obviamente o próprio processo de diagnóstico, em virtude da necessidade de caracterizar o fenómeno de forma tão fiel quanto possível através da medição dos referidos parâmetros. É nessa óptica essencial conseguir um compromisso razoável entre por um lado o grau de exactidão necessário para que a utilidade e a pertinência dos resultados do processo de diagnóstico justifique a sua utilização, e por outro lado o "esforço" dispendido nesse mesmo processo, nomeadamente em termos do número de variáveis a medir, da dificuldade dessa medição e consequentemente da complexidade do sistema de aquisição e processamento de dados a implementar.

A discussão efectuada na secção anterior torna-se assim pertinente na medida em que conhecidas as leis e as variáveis que descrevem os mecanismos físico-químicos envolvidos nos processos a implementar ou simplesmente decorrentes da operação dos equipamentos. O objectivo último de uma caldeira ou de uma fornalha passa obviamente pela promoção de transferências de calor entre o combustível e o fluido operante. Facilmente se conclui que dos fenómenos supracitados, aquele que em princípio se revestirá de uma maior importância será o sujamento das paredes em virtude de interferir directamente com o processo na própria superfície de contacto e logo de transferência de calor [8].

No que ao sujamento diz respeito, é evidente que a formação de depósitos com baixa condutividade térmica em zonas de troca de calor de caldeira ou permutadores de calor é altamente indesejável por degradar consideravelmente a eficácia do processo de transferência de calor que está na essência desse tipo de equipamento.

É acima de tudo evidente tanto a grande complexidade dos parâmetros envolvidos como a sua extrema interdependência tanto espacial como temporal, o que torna evidentemente

difícil tanto a redução como o diagnóstico adequado dos fenómenos de sujamento [16].

A aplicação de um sistema de diagnóstico de sujamento de paredes obedece em última análise a imperativos económicos mais do que propriamente estritamente operativos, na medida em que este fenómeno afecta a eficácia com que a queima de combustível exerce o trabalho pretendido sobre o fluido operante, com os custos inerentes. Um diagnóstico do fenómeno visa por isso uma avaliação tanto dos custos dessa degradação de eficiência como de custos resultantes de intervenções correctivas, independentemente de estas obrigarem ou não a colocar o equipamento *offline*.

De modo a proceder à implementação de metodologias de diagnóstico de sujamento, importa obviamente estabelecer quais os critérios de avaliação a utilizar, i.e. quais parâmetros relevantes na avaliação da ocorrência e severidade do fenómeno. Tal como referido anteriormente, a avaliação do fenómeno de sujamento tem passado pelo estudo dos diferentes aspectos dos seus mecanismos físico-químicos [9], da estrutura física dos depósitos [10], da relação com outros parâmetros do sistema [11] ou da origem do combustível [12]. Foi também estabelecido que o sujamento afecta a eficiência da caldeira através de vários parâmetros, nomeadamente a emissividade, espessura, estrutura e condutividade do depósito [13, 14], ou os parâmetros físico-químicos do combustível, dos gases de combustão e das partículas sólidas [15].

Outras referências fornecem um *overview* bastante completo tanto dos mecanismos físico-químicos presentes como dos modelos matemáticos e da instrumentação disponíveis na avaliação do fenómeno [17, 95, 96].

Sendo o sujamento um factor que influencia o desempenho das superfícies onde é suposta processar-se tão eficazmente quanto possível a troca de calor entre a chama e os gases quentes resultantes da combustão, por um lado, e o fluido operante por outro, é natural quantificar-se a eficácia da superfície em causa nessa função, através dum parâmetro de eficiência da superfície de troca de calor  $\psi_w$ , derivado em detalhe em referências várias [8, 90] mas cuja formulação é na sua forma mais simples a razão:

$$\psi_w = \frac{q_{net}}{q_{inc}} \quad (3.17)$$

onde  $q_{net}$  e  $q_{inc}$  são os fluxos de calor *net* (i.e. o balanço entre os fluxos radiativo incidente, emitido e convectivo) e incidente por radiação na superfície em causa. O fluxo radiativo na superfície "suja" será idêntico ao fluxo *net* na mesma superfície, vindo [8]:

$$\frac{q_{net}}{q_{inc}} = \frac{q_s}{q_{med}} \quad (3.18)$$

onde o subscrito *s* denotará então uma situação com ocorrência de sujamento e *med* o fluxo de calor médio gerado pela globalidade da fornalha. Este critério de eficiência pode ser definido tanto para campos específicos do equipamento como para a totalidade das superfícies de troca de calor consideradas como um todo, servindo também na caracterização em termos económicos da degradação por sujamento.

Tal como referido anteriormente, a grande maioria do calor transferido para o fluido operante numa fornalha através de processos radiativos. Assim, para uma superfície de transferência livre de sujamento, o fluxo de calor radiativo pode ser escrito como [8]:

$$q = \sigma \varepsilon_c (T_g^4 - T_w^4) \quad (3.19)$$

onde  $\varepsilon_c$  é a emissividade dos gases e  $T_g$  e  $T_w$  são as temperaturas dos gases e da parede, respectivamente.

A ocorrência de uma camada de baixa condutividade afectará a troca de calor entre o fluido operante e a chama e os gases quentes, como ilustrado na figura 3.2.

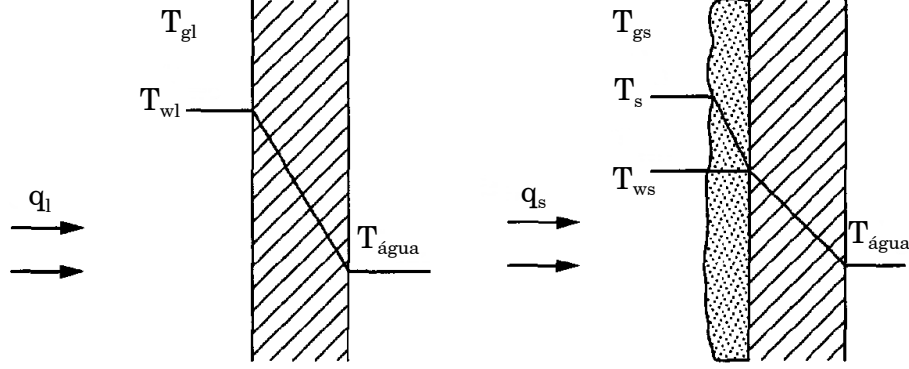


Figura 3.2: Transferência de calor com e sem camada de sujamento.

Assumindo que a variação de emissividade entre diferentes situações de sujamento (*i.e.* com e sem sujamento) não é substancial (pressuposto aqui assumido mas na prática longe de ser verificado na maioria dos casos), a razão de fluxos de calor entre essas mesmas situações fica [8]:

$$\frac{q_s}{q_l} = \frac{T_{gs}^4 - T_{ws}^4}{T_{gl}^4 - T_{wl}^4} \quad (3.20)$$

em que os subscritos s e l designam situações "suja" e "limpa", respectivamente. Da análise da expressão anterior resulta que, negligenciado as diferenças de temperatura e emissividade da superfície com e sem sujamento, a razão de fluxos de calor poder ser escrita do seguinte modo [8]:

$$\frac{q_s}{q_l} = f(\delta_d) \quad (3.21)$$

onde  $\delta_d$  é a espessura do depósito. Para uma gama limitada de propriedades físico-químicas do depósito pode também escrever-se:

$$n = \frac{q_s}{q_l} \approx K_0 \delta_d \quad (3.22)$$

ou:

$$\delta_d \approx D_0 \frac{q_s}{q_l} \approx D_0 n \quad (3.23)$$

onde  $K_0$  e  $D_0$  são constantes de correlação [8]. Obtém-se assim através da espessura do depósito um segundo critério adequado à avaliação do fenómeno de sujamento.

A taxa de deposição da camada de baixa condutividade é definida pela variação temporal da sua espessura. Vários modelos têm sido desenvolvidos, reflectindo diferentes mecanismos de deposição. Pode assim escrever-se [8]:

$$\delta_{dr} = \delta_0 [1 - \exp(-kt)] \quad (3.24)$$



onde  $\delta_{dr}$  é a taxa de deposição,  $\delta_0$  a espessura de depósito assintótica (quando o caudal mássico de deposição é igual ao de remoção) e  $k$  uma constante de deposição. Pode também escrever-se:

$$k = A \frac{d}{dt} \ln \left[ 1 - \frac{D_0}{\delta_0} \left( \frac{q_s}{q_l} \right) \right] \quad (3.25)$$

Esta fórmula serve de base para um terceiro critério de diagnóstico de sujamento, diferenciando diferentes mecanismos através das suas constantes e taxas de deposição.

A intensidade do fenómeno de sujamento pode também ser caracterizada através da resistência térmica induzida pela existência do depósito de baixa condutividade, recorrendo para o efeito à razão  $\delta/k$ , onde  $\delta$  e  $k$  são respectivamente a espessura e a condutividade térmica do depósito [8].

A medição de fluxos de calor ou mais concretamente a sua simulação, neste caso particular, afigura-se assim como uma ferramenta passível de permitir a avaliação da intensidade do processo de sujamento na superfície da caldeira.

Existem como referido anteriormente referências várias que passam em revista a instrumentação disponível na avaliação do fenómeno de sujamento, ocupando os instrumentos baseados na medição de fluxos de calor um papel preponderante se não mesmo hegemónico [17, 95, 96]. Qualquer que seja a técnica particular adoptada a instrumentação instalada fornecerá usualmente um sinal contínuo directamente relacionado com a variação do efeito isolante do depósito, independentemente das respectivas propriedades térmicas. Alguns dos dispositivos mais comuns em instalações de produção de vapor estão ilustrados na figura 3.3, explicitando a colocação dos elementos sensíveis da instrumentação:

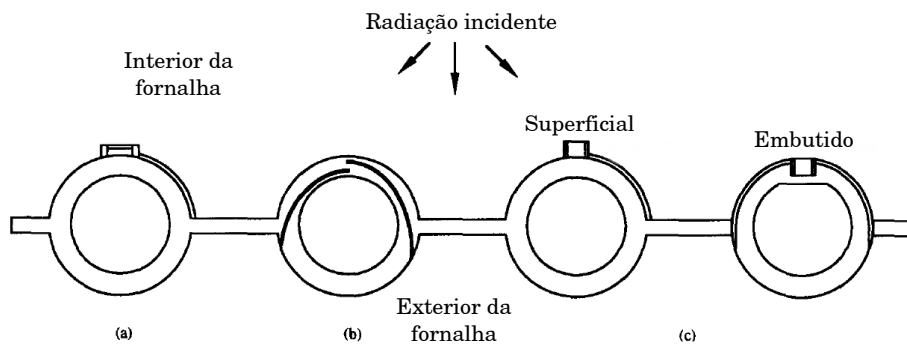


Figura 3.3: Sensores de fluxo de calor: (a) de disco, (b) termopares inseridos e (c) cilíndricos.

Os sensores do tipo disco remontam à década de 1950, assentando o seu funcionamento na criação de um gradiente térmico na direcção radial de um disco metálico fino, colocado perpendicularmente à radiação incidente, demonstrando-se que a diferença de temperatura entre centro e periferia do disco é proporcional ao fluxo de calor absorvido (figura 3.4). A inserção de termopares utiliza as próprias paredes da fornalha tanto na criação do gradiente térmico necessário à medição como na protecção dos fios associados. Os sensores cilíndricos funcionam de forma análoga aos de disco mas com o gradiente necessário à medição a ser criado na direcção axial.

Os ambientes em que este tipo de sensor é suposto operar caracteriza-se como é evidente por ser fortemente agressivo, tanto em termos dos campos de temperatura e níveis de radiação



em presença como pela ocorrência (nomeadamente quando da queima de carvão pulverizado) de partículas sólidas, cuja acção conjunta pode danificar os elementos sensíveis dos instrumentos acima referidos.

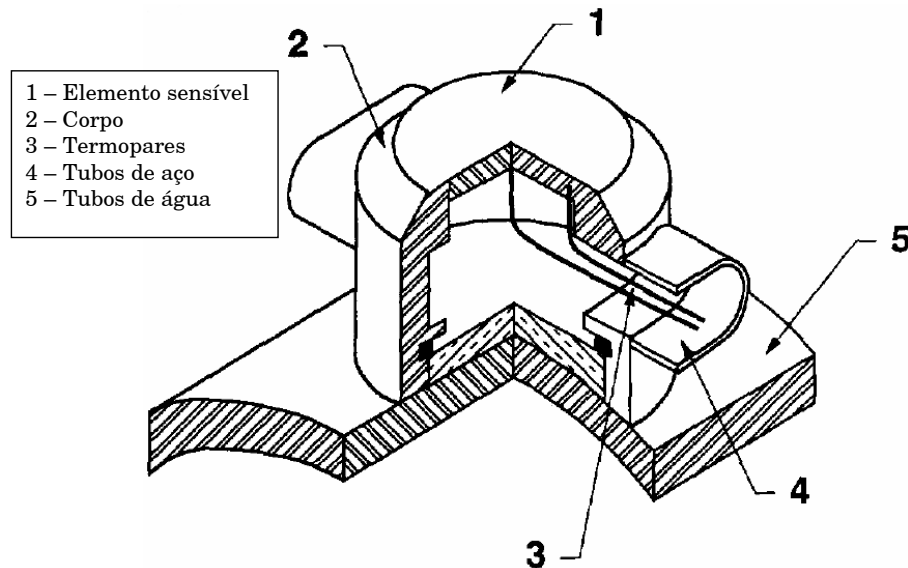


Figura 3.4: Sensor de fluxo de calor de disco.

Outros sensores foram então desenvolvidos no sentido de conciliar a capacidade de medição daqueles previamente referidos com alguma robustez adicional, usualmente designado radiómetros por transpiração (figura 3.5). O elemento sensível deste tipo de sensor consiste essencialmente num sólido poroso no qual são inseridos os termopares necessários à medição do gradiente térmico e através do qual um caudal de ar que serve simultaneamente para criar o próprio gradiente térmico e para deflectir e impedir a adesão de partículas sólidas passíveis de danificar o instrumento. Um ajuste adequado do caudal de ar de transpiração (que dá o nome ao instrumento) possibilita ainda a medição separada (eventualmente alternada com uma constante de tempo suficientemente baixa para tornar a medição praticamente simultânea) das componentes radiativa (com caudais de transpiração suficientemente altos para eliminar ou "soprar" a camada limite à superfície do sensor) e convectiva (por diferença entre a componente radiativa e o fluxo de calor total) do fluxo de calor em presença [17, 19-21].

Outros sensores ainda fundamentam o seu princípio de funcionamento na medição e avaliação das variações espectrais (em termos de frequência) e de amplitude do seu sinal de *output* (figura 3.6) estando estes sensores desde logo preparados pelo fabricante para serem integrados em sistemas de monitorização e diagnóstico informatizados [95].

Refira-se ainda outro indicador assaz evidente da ocorrência de sujamento, na forma de um aumento de temperatura mais ou menos intenso dos gases de escape da fornalha por via da diminuição da condutividade térmica das paredes da mesma, com o conseqüente incremento de temperatura destas última e dos gases. Uma monitorização da temperatura de escape, correlacionada com outras condições operacionais, pode assim servir como parâmetro adicional de diagnóstico de sujamento, corroborando eventualmente avaliações feitas com base noutros critérios.

Outro dos fenómenos a diagnosticar, a saber a ocorrência de fugas de vapor, pode ser

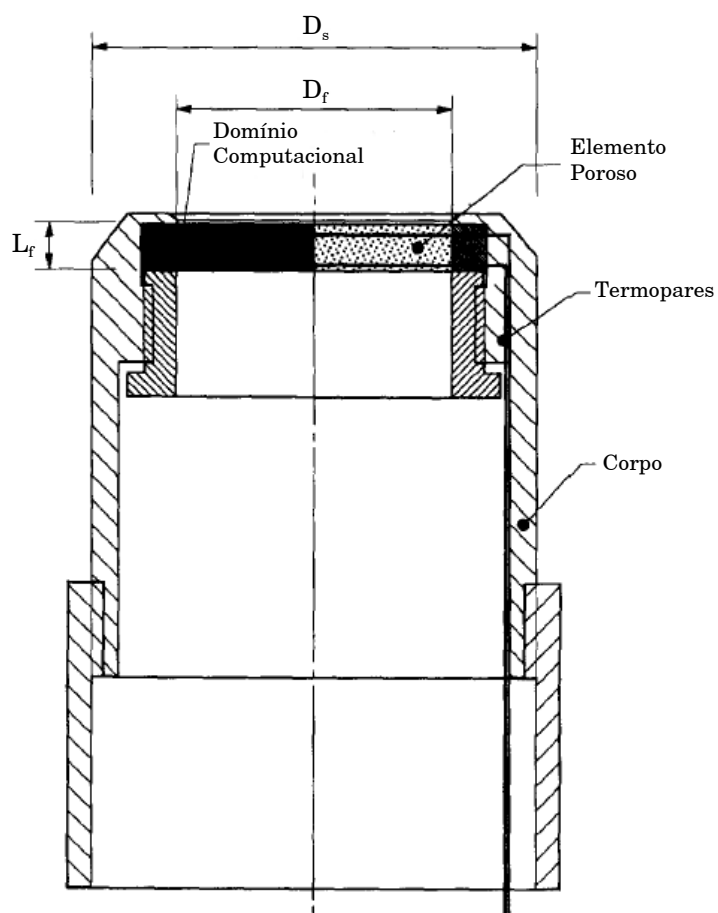


Figura 3.5: Sensor de fluxo de calor por transpiração.

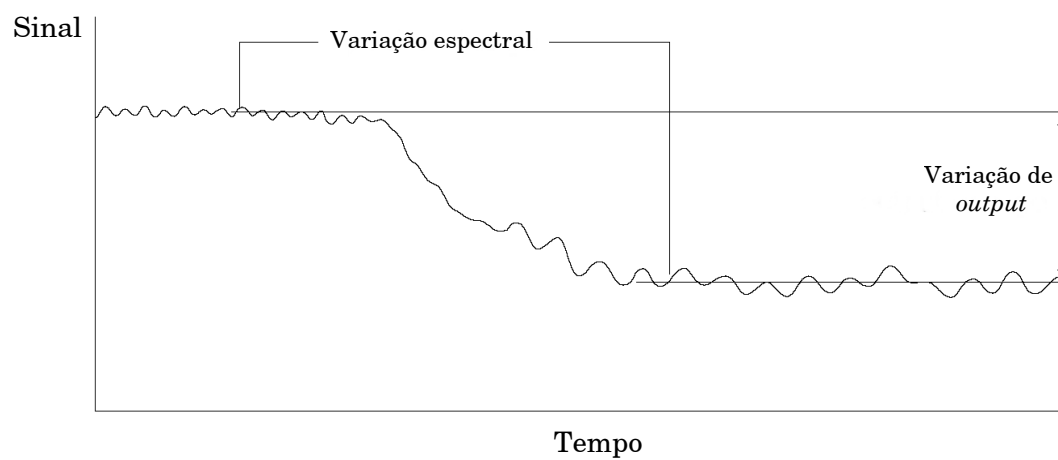


Figura 3.6: Sinal do sensor de fluxo de calor, com sujamento gradual.

abordado de uma forma análoga ao sujamento. É sabido que uma das principais causas de avarias e indisponibilidade em caldeiras de instalações de produção de energia é precisamente a ocorrência de fugas de vapor. Regra geral, a sua detecção apenas ocorre quando os seus efeitos são suficientemente graves para requererem acções urgentes e por vezes drásticas de modo a evitar acidentes graves [24]. Uma detecção e diagnóstico atempados deste tipo de ocorrência permitiriam por isso aumentar drasticamente a fiabilidade e disponibilidade dos equipamentos em causa.

De modo a diagnosticar a ocorrência de fugas de vapor, foi seleccionada como variável uma relação entre fluxos radiativos incidentes. Pode ser definida uma variável  $r$  tal que esta seja a razão entre o fluxo medido numa situação de fuga de vapor e um fluxo "padrão" característico de uma situação considerada normal, na seguinte forma [24]:

$$r = \frac{q_{\text{leak}}}{q_{\text{st}}} \quad (3.26)$$

onde  $q_{\text{leak}}$  e  $q_{\text{st}}$  denotam respectivamente fluxos radiativos na presença de fugas e em situação *standard*. A medição destes fluxos radiativos utiliza exactamente a mesma instrumentação que a referida quando das considerações feitas a propósito dos parâmetros de diagnóstico do sujamento.

É evidente que a presença de vapor de água entre a parede onde se encontra colocado o sensor de fluxo de calor e os gases quentes absorverá e reemitirá parte da radiação incidente, alterando o padrão global de fluxo e possibilitando o reconhecimento da situação utilizando um algoritmo de reconhecimento de padrão adequado. Mesmo que os gases (vapor ou outros) presentes na fuga sejam transparentes à radiação nos comprimentos de onda relevantes, o respectivo efeito será sentido por via da sua temperatura inferior à verificada no interior da fornalha, alterando mesmo que apenas localmente as características radiativas das superfícies adjacentes.

Dos parâmetros a avaliar e diagnosticar, resta referir a formação de poluentes e a eficiência instantânea do processo de combustão que decorre dentro da caldeira.

A formação de poluentes pode ser avaliada através de uma medição directa ou indirecta das respectivas concentrações tanto em sectores intermédios relevantes como no escape da instalação em causa. Caso se disponha de um modelo adequado estas concentrações podem (e devem, à luz dos requisitos de controlo de emissões) ser correlacionadas com as condições operacionais impostas no equipamento de modo a proceder ao seu ajuste de modo a minimizar a formação dos poluentes. Este mesmo modelo pode também servir para o processo exactamente inverso de prever a ocorrência de poluição com base nas condições impostas. Na prática o processo ocorrerá nos dois sentidos em fases várias de desenvolvimento, validação, utilização e eventuais ajustes do próprio modelo, com *feedback* contínuo entre este último e a instrumentação instalada.

Como referido anteriormente a avaliação da eficiência passará por relacionar o poder calorífico contido nos reagentes com aquele perdido nos gases de escape quentes e nas espécies químicas nele contidas, sejam elas produtos da reacção, combustível não-queimado ou espécies com pouca ou nenhuma intervenção na reacção mas que sofreram aquecimento no processo, como boa parte do azoto contido no ar atmosférico. Para o efeito é necessária uma caracterização adequada do tanto dos combustíveis, nomeadamente em termos de composições químicas, caudais mássicos, calores específicos, poderes caloríficos e temperaturas de entrada, como da mistura verificada no escape da fornalha.

É ainda essencial referir a importância de ser efectuada uma validação dos sinais proveni-

entes de qualquer um dos sensores referidos, em virtude da aplicação de qualquer metodologia de diagnóstico apenas fornecer resultados tão bons quanto o for a qualidade dos pressupostos em que se baseia, nomeadamente em termos de variáveis de diagnóstico mensuráveis.

São usualmente considerados dois critérios essenciais, a saber um critério de continuidade, o qual avalia eventuais descontinuidades do sinal de modo a aferir o desempenho do sensor e distinguir alterações causadas por variações dos parâmetros físico-químicos de avarias do instrumento, e outro de relações sensoriais, que correlaciona as medições de um dado instrumento particular com as do campo de medições efectuadas por sensores vizinhos de modo a excluir anomalias sensoriais do processo de diagnóstico.

### 3.3 Resumo do Capítulo

Neste capítulo foram passados em revista os processos e mecanismos físico-químicos passíveis de ocorrer em caldeiras e fornalhas e que se pretende diagnosticar no contexto do presente trabalho. A fundamentação teórica subjacente aos processos que ocorrem quando da operação normal do equipamento e por esse mesmo motivo inerentes à própria função que se pretende que desempenhem foi discutida. Concomitantemente foi efectuada uma discussão das situações anómalas que interferem com o normal funcionamento dos equipamentos e logo com o desempenho das suas funções últimas, identificando e caracterizando essas situações no âmbito da presente dissertação.

Identificados os processos e os mecanismos relevantes foram discutidas e identificadas variáveis fundamentais que os caracterizam, estabelecendo-se regras e métodos de diagnóstico passíveis de serem implementados utilizando os métodos discutidos no Capítulo 2, juntamente com alguns pressupostos, aproximações e simplificações efectuados.

## Capítulo 4

# Modelo Numérico da Fornalha - Validação e Criação da Base de Dados

### 4.1 Objectivo e Metodologia Geral Adoptada

Uma vez discutidas tanto as metodologias passíveis de serem aplicadas no diagnóstico de caldeiras ou fornalhas, considerando os respectivos pressupostos, requisitos e limitações, como os fenómenos a serem monitorizados, através da determinação dos parâmetros essenciais à sua caracterização e passíveis de ditarem a estratégia de medição, monitorização e diagnóstico a adoptar, a implementação de um sistema de diagnóstico pode ser levada a cabo.

O desenvolvimento de um sistema de diagnóstico apenas faz qualquer tipo de sentido após uma identificação do equipamento ou instalação em causa, juntamente com os parâmetros a avaliar e os métodos de diagnóstico a utilizar para o efeito. Embora estes factores tenham sido discutidos nos capítulos anteriores, a respectiva demonstração carece ainda da selecção de um sistema tangível, que permita concretizar a discussão anteriormente efectuada.

Tal como discutido no Capítulo 2, a existência e importância relativa tanto de informação operacional (*i.e.* empírica) prévia de equipamentos existentes como de conhecimento teórico-analítico dos processos em presença, juntamente com as características intrínsecas dos mesmos (por exemplo em termos de linearidade de comportamento) condiciona fortemente a escolha das possíveis metodologias de diagnóstico.

A existência e disponibilidade de dados relativos a um equipamento semi-industrial, destinado a estudos de combustão de combustíveis vários, condiciona naturalmente o processo de demonstração das potencialidades das ferramentas de diagnóstico previamente referidas, na medida em que essa mesma disponibilidade tornou a fornalha em causa numa candidata natural a servir de base ao tipo de estudo sobre o qual versa a presente dissertação.

Várias possibilidades distintas podem então ser consideradas, desde o desenvolvimento de um modelo quantitativo teórico-analítico adequado à implementação das metodologias discutidas na Secção 2.4.1, passando por modelos qualitativos até à opção por um modelo baseado em dados históricos, como um sistema pericial ou baseado em redes neuronais.

Sendo a fornalha um sistema em que ocorrem processos físico-químicos de combustão, formação de poluentes e depósitos de baixa condutividade, radiação, convecção, condução e turbulência, todos eles bastante complexos e alguns fortemente não-lineares, o desenvolvimento de um modelo analítico apresenta obviamente uma elevada dificuldade. Por outro lado, a própria disponibilidade de dados relativos à operação da fornalha em condições de

queima de vários combustíveis torna atraente a opção baseada em dados históricos, consistindo estes últimos essencialmente de registos de caudais e composições de combustíveis e comburentes, bem como de variáveis resultantes medidas tais como campos de temperatura ou de composições químicas.

Relembrando que o sistema de diagnóstico a desenvolver tem por objectivo a avaliação de fenómenos detrimenais ao desempenho do equipamento como sujamentos ou fugas de vapor, a inexistência de dados relativos à sua ocorrência poderia naturalmente invalidar a utilização da referida fornalha como base de trabalho.

A existência de dados experimentais permite a validação de uma ferramenta de simulação numérica que possibilite a obtenção de um sistema virtual passível de reproduzir não só as condições de operação normais como principalmente ocorrências anómalas, com o objectivo adicional de ilustrar as potencialidades das ferramentas CFD na simulação dos processos físico-químicos prevalentes no tipo de sistema em causa. Permite-se assim o seu uso desde a própria a fase de projecto, ao simular de antemão situações anómalas passíveis de ser encontradas na operação futura do equipamento, potenciando o desenvolvimento paralelo do sistema de diagnóstico juntamente com o do próprio equipamento e permitindo desde logo o treino de futuros operadores num protótipo virtual.

Uma vez validada a ferramenta de simulação com os dados experimentais disponíveis, com resultados bastante satisfatórios, passou-se à definição de situações anómalas e respectivos parâmetros de diagnóstico com base na discussão efectuada no Capítulo 3, de modo a proceder à geração dos dados inexistentes *a priori* relativos aos vários cenários de ocorrência situações anormais a considerar, nomeadamente no que diz respeito às variáveis de diagnóstico reconhecidas anteriormente como adequadas neste contexto. O processo de validação com base nos dados experimentais é especialmente relevante na medida em que permite estabelecer o grau de confiabilidade da ferramenta de simulação, questão pertinente atendendo à ausência de dados concretos relativos às situações anómalas que é simultaneamente uma limitação e um pressuposto de todo o presente trabalho.

As variáveis de diagnóstico são então coligidas numa base de dados caracterizando toda uma gama de situações tanto normais como anómalas, constituindo o conjunto de variáveis relativo a cada situação um dado padrão característico passível de ser reconhecido através de uma ferramenta informática adequada, como exposto no Capítulo 5 da presente dissertação.

## 4.2 Modelização do Sistema Térmico — Metodologia, Pressupostos e Simplificações

Existe no Instituto Superior Técnico (IST) de Lisboa uma fornalha semi-industrial de 500 kW que, em virtude tanto da existência e disponibilidade de dados relevantes para a presente aplicação como pela eventual possibilidade de obtenção de dados adicionais, foi utilizada como referência.

Importa nesta altura referir que a fornalha do IST não é por si só adequada à tarefa de desenvolvimento do sistema de diagnóstico, por vários motivos. Muito embora como referido acima existam dados relativos à operação normal da instalação, em termos tanto de condições operacionais impostas (como caudais e composições de combustíveis e comburentes) como de variáveis resultantes medidas (*i.e.* campos de temperatura ou de composições químicas), o equipamento enferma de algumas desvantagens, nomeadamente a inconveniência ou incapacidade de simular os processos associados às falhas a diagnosticar, como sejam o sujamento

ou a ocorrência de fugas de vapor.

Precisamente em virtude da existência de dados experimentais e operacionais, a fornalha do IST afigura-se por outro lado como uma base adequada à validação de uma ferramenta de simulação numérica que permitisse a obtenção de um sistema virtual passível de reproduzir não só as condições de operação normais como principalmente ocorrências anómalas.

Começou-se por isso por efectuar um levantamento das características construtivas (nomeadamente geométricas) da fornalha, juntamente com as condições operacionais típicas do equipamento, com especial incidência nos caudais e composições de combustíveis e combustíveis, nas características do escape da fornalha e nas condições prevalentes nas paredes do equipamento (essencialmente em termos de temperatura). A figura 4.1 ilustra a configuração da instalação experimental, bem como pormenores do topo da fornalha e do queimador.

Estas características consistem assim, no essencial, na definição da geometria do sistema a simular, juntamente com as condições de fronteira a impor na simulação, pretendendo-se comparar os resultados dessa mesma simulação com variáveis medidas no equipamento real, nomeadamente campos de temperatura e composições químicas, de modo a aferir a adequação do programa de simulação à tarefa de obter um modelo virtual aceitável da fornalha em condições de queima de propano. Para o efeito foi utilizado o software de simulação CFX-5 (versões sucessivas CFX-5.5 a CFX-5.7.1).

Como no caso da maioria dos *softwares* comerciais análogos, o processo de simulação passa por uma sequência de operações bem definida. O primeiro passo do processo consiste na obtenção de um modelo tridimensional da geometria do sistema a simular e passível de ser utilizado pelo software, ou mais concretamente pelo respectivo módulo de pré-processamento.

Por pré-processamento entende-se neste contexto precisamente a definição tanto da geometria do problema a simular como das condições de fronteira a aplicar-lhe, juntamente com os modelos físico-numéricos a implementar. Note-se no entanto que no caso concreto do CFX-5, a partir da versão CFX-5.6 a definição da geometria, de regiões bi- e tridimensionais necessárias e de parâmetros da malha de elementos finitos passou a ser efectuada num módulo distinto (CFX-*Build*) da definição da física (*i.e.* do pré-processamento propriamente dito) do problema a simular (CFX-*Pre*).

No que à geometria diz respeito, saliente-se que a maioria dos módulos de pré-processamento admitem a sua definição utilizando as ferramentas neles integradas, ou alternativamente a importação de ficheiros criados numa variedade de aplicações CAD adequadas. No caso presente foram testadas ambas as opções, com resultados finais equivalentes, residindo eventuais diferenças na necessidade de um processamento mais ou menos exaustivo dos ficheiros importados. As características próprias de cada geometria e o respectivo grau de complexidade foram reconhecidos como sendo os principais factores na escolha de cada uma das abordagens, decisão necessariamente apoiada na experiência prévia do utilizador. Com base na recolha de características geométricas acima referida, e independentemente da abordagem e de pormenores com ela relacionados, obtém-se um modelo da fornalha semelhante ao representado na figura 4.2.

Foram necessariamente efectuadas algumas simplificações em relação à fornalha real, nomeadamente em relação às zonas do queimador e da saída. Estas residem essencialmente no seguinte:

- Simplificação da entrada do queimador através da não-modelização do gerador de rotação do ar secundário e da região a montante da superfície dos tubos concêntricos de separação entre os caudais de ar primário, propano e ar secundário.



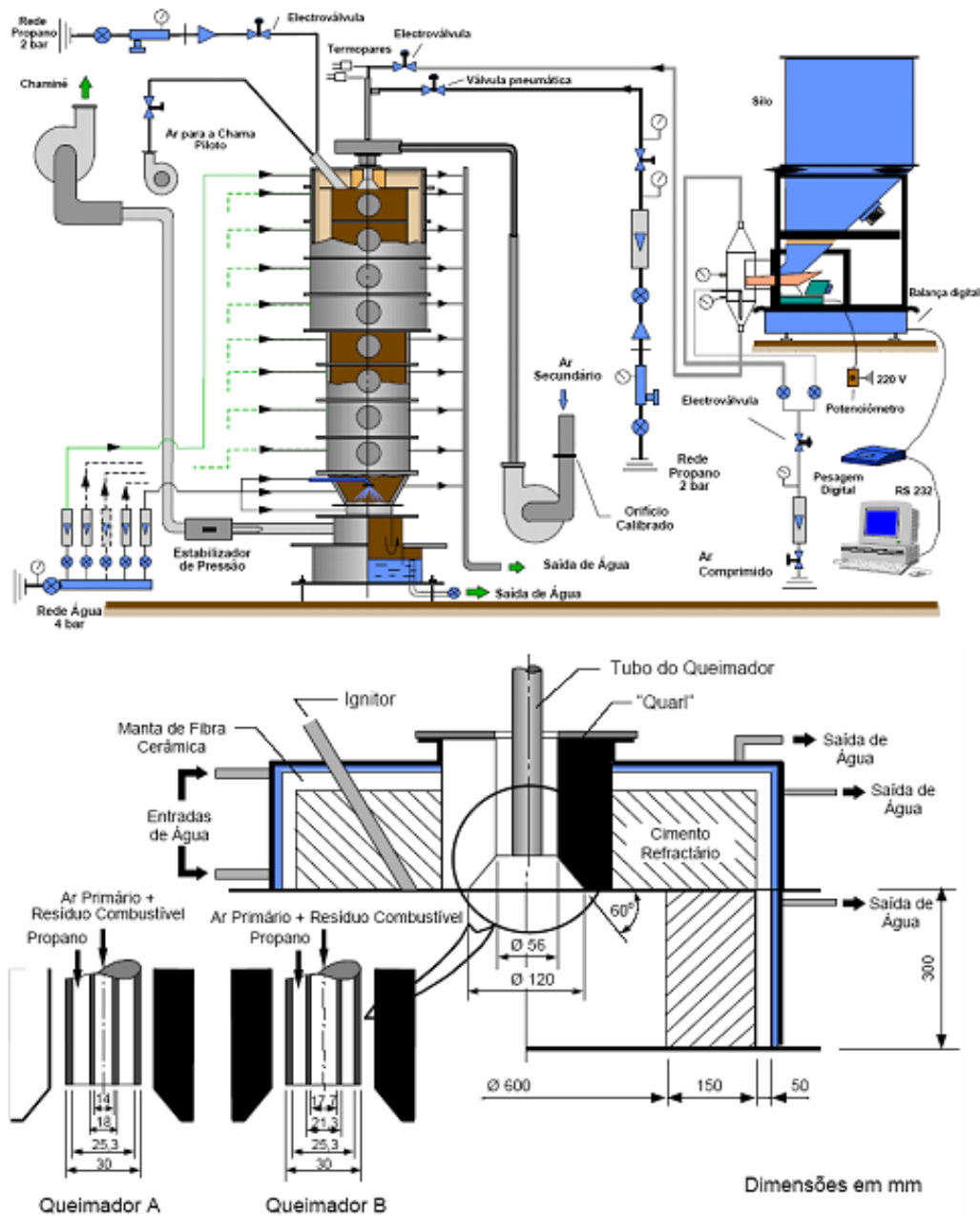


Figura 4.1: Representação esquemática da instalação experimental do IST e pormenor do topo da fornalha e queimadores utilizáveis.



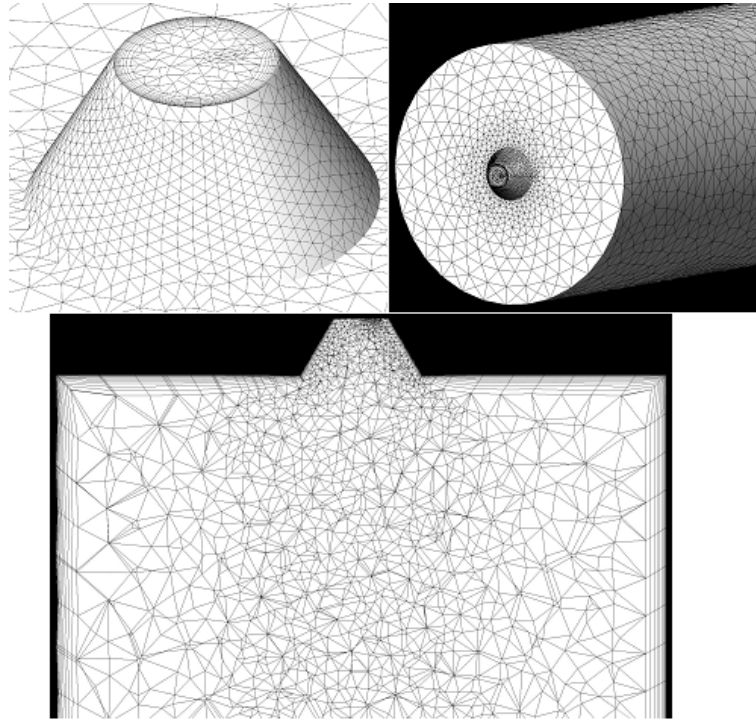


Figura 4.2: Aspectos da malhagem do modelo numérico da fornalha.

- Simplificação da geometria da zona de saída dos gases, não se considerando a zona a jusante do segmento recto colocado a seguir ao segmento convergente na base da fornalha.

Definida a geometria do sistema e atribuídas designações para referência subsequente às regiões bi- e tridimensionais, procede-se à discretização do domínio físico, ou seja à definição dos parâmetros da malha de elementos finitos. Embora esta definição seja imprescindível de modo a iniciar o processo de simulação é ainda necessário estabelecer as condições físicas do problema. No entanto, uma vez feita essa definição, é usual proceder-se a ajustes na malhagem do modelo, efectuando-se um estudo de independência de malha.

Uma vez que a qualidade da discretização do domínio, definida através da sua adequação à descrição do respectivo comportamento simulado, depende fortemente das características da malha, o objectivo deste tipo de estudo passa pela determinação do grau de refinamento (e logo do respectivo número, tamanho e localização de elementos), ilustrado na figura 4.3, a partir do qual as grandezas físicas simuladas deixem de apresentar variações significativas resultantes precisamente da discretização efectuada. Daí resulta a designação "independência de malha".

No caso presente foi efectuado esse tipo de estudo sem no entanto ser possível levá-lo à sua conclusão desejável. De facto, após uma identificação das zonas onde o refinamento da malha seria, relativamente, mais e menos crítico, não foi ainda assim possível atingir uma condição de independência de malha. Esta impossibilidade prendeu-se com diversos factores mas principalmente com questões relacionadas com os meios informáticos disponíveis. Mesmo que confinando refinamentos adicionais às zonas do domínio identificadas como sendo-lhes

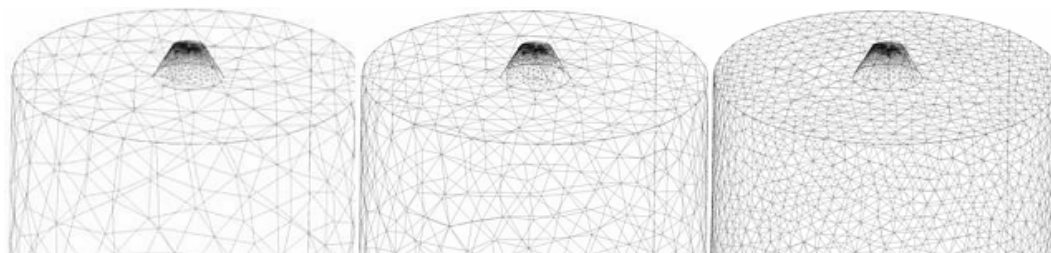


Figura 4.3: Refinamentos sucessivos da malha superficial da fornalha.

mais sensíveis em termos de melhoria de desempenho, as limitações do equipamento existente (processador a 3.2 GHz e 1.5 Gbyte de memória RAM) somadas à pouca flexibilidade do gerenciamento da alocação de memória em sistema operativo WINDOWS levaram a tempos de processamento demasiado longos e de todo desajustados ao fim pretendido, principalmente considerando a necessidade subsequente de gerar em tempo útil uma base de dados com condições operacionais variadas.

Este aumento excessivo dos tempos de simulação não é apenas intrínseco ao aumento de tamanho do sistema de equações resultante do aumento do número de elementos, mas decorre também das limitações citadas dos recursos disponíveis, por via de uma maior necessidade de recorrer a memória virtual sob a forma de *pagefile*, com o tempo de escrita em disco inerente.

Os aumentos de tempo de processamento inviabilizaram portanto a utilização prática das conclusões resultantes de um estudo exaustivo de independência de malha. Recorreu-se por isso a uma solução de compromisso, em que se utilizou uma malha que embora não sendo óptima (no sentido de resultar do tipo de estudo citado) não deixava apesar disso de descrever de forma satisfatória os processos a simular, como discutido a seguir a propósito da validação do modelo numérico.

Uma vez definida uma geometria e uma malha adequadas, o passo seguinte no pré-processamento passa pelo estabelecimento das características e modelos físico-numéricos a implementar, e nomeadamente da composição, características termodinâmicas e de misturas das espécies químicas e dos materiais em presença. As primeiras versões do software utilizado (CFX-5.5 e -5.6) obrigavam, em termos de modelos físico-químicos, à definição de características constantes para todo o domínio fluido. Entende-se por esta afirmação que não era possível a presença de dois fluidos diferentes submetidos a condições diferentes em regiões distintas do domínio computacional. Este facto inviabilizava, por exemplo, a simulação de um processo de queima de combustível numa fornalha separada de tubos de água a ser aquecida por via de uma parede sólida. O facto de se estar em presença de uma mistura reactiva gasosa numa parte do domínio computacional, e de um escoamento de água líquida noutra parte, não era suportada pelos modelos implementados nestas versões do software. A partir da versão CFX-5.7, no entanto a definição de um problema deste tipo passou a ser possível, como referido abaixo.

Esta possibilidade é um excelente exemplo das já referidas potencialidades adicionais introduzidas por versões sucessivas do software, cuja utilidade foi nalguns casos determinante mas que obrigou por vezes a modificações mais ou menos importantes ao modelo desenvolvido.

O domínio computacional foi então, nesta fase, considerado como sendo ocupado por uma mistura reactiva de propano e ar. Existia a possibilidade de considerar uma reacção química directa ou em vários passos, com vários tipos de modelo de combustão e com ou sem a formação

de óxidos de azoto e monóxido de carbono, tendo sido testadas várias possibilidades.

Foram nomeadamente simuladas reacções em um e dois passos, com e sem formação de  $\text{NO}_x$  e CO, como referido quando da discussão da validação do modelo desenvolvido.

Além das características químicas do domínio, foi também necessário optar entre vários modelos de turbulência, combustão e radiação. As opções testadas e as conclusões acerca dessas simulações encontram-se também discutidas mais abaixo, quando da discussão da validação do modelo.

No que às condições de fronteira diz respeito, foram considerados os caudais de entrada de propano e ar primário e secundário, com a especificação adicional das respectivas temperaturas e fracções mássicas de cada espécie química. De forma a obviar à ausência do gerador de rotação do ar secundário, a sua velocidade de entrada foi definida recorrendo a coordenadas cartesianas com dependência angular em relação ao eixo da fornalha (por oposição à simples definição de uma velocidade normal de entrada para os restantes caudais). Foi especificada uma saída com uma pressão relativa nula (em relação a uma pressão de referência igual à atmosférica) e impostos perfis de temperatura nas paredes iguais aos medidos experimentalmente na fornalha do IST para as mesmas condições de queima.

No essencial, e exceptuando outras questões comparativamente menores, o pré-processamento está concluído uma vez efectuadas as tarefas acima descritas, estando o utilizador apto a passar à fase seguinte, de resolução do sistema de equações simultâneas que consiste na simulação propriamente dita (no caso presente utilizando o módulo *CFX-Solver Manager*), e cujos pormenores não são considerados relevantes no presente contexto (ver a referência [97] para uma discussão pormenorizada).

Interessa no entanto referir, uma vez descrito de forma sucinta o processo de pré-processamento (e antes de passar à discussão dos resultados obtidos e da validade do software de simulação como ferramenta passível de obter um modelo virtual de caldeira, utilizando o módulo de pós-processamento), outro tipo de estudo efectuado e relacionado com estas questões. Face aos requisitos da construção de uma base de dados com condições variadas de operação da fornalha, que em virtude do grande número de simulações necessário tornaria pouco atraentes e convenientes tempos de cálculo demasiado grandes (que como já referido inviabilizaram a utilização das conclusões resultantes de um estudo exaustivo de independência de malha), colocou-se a questão de saber se a simulação de apenas sectores da fornalha (cilíndrica) não seria uma opção válida. As conclusões tanto desse estudo como das comparações estabelecidas acerca da utilização dos vários modelos passíveis de serem implementados encontra-se na secção seguinte, em que se discute a validação do modelo numérico desenvolvido.

### 4.3 Validação do Modelo Numérico

Uma vez obtido um ficheiro de definição para uma simulação e admitindo que o módulo de resolução aceitou esse mesmo ficheiro e efectuou os cálculos inerentes, é necessário proceder ao pós-processamento dos resultados, que não é mais que a respectiva análise qualitativa e quantitativa.

Para o efeito utiliza-se o módulo adequado do software, qualquer que ele seja, mas que no caso concreto do CFX-5 se denomina *CFX-Post*. Como já referido, dispunha-se à partida de dados sob a forma de medições efectuadas na fornalha do IST, nomeadamente perfis radiais de temperatura e de concentrações de espécies químicas relevantes, medidos a quatro cotas de altura distintas mas ainda assim confinadas ao primeiro segmento vertical da fornalha (de

um total de oito).

O facto das medições estarem confinadas ao primeiro segmento não foi reconhecido como uma limitação, em virtude dos processos mais importantes tanto da combustão real como por inerência da simulação ocorrerem precisamente nessa região, como referido abaixo. Face ao exposto no parágrafo anterior, os resultados que foram ser obtidos logo que efectuadas as primeiras simulações foram naturalmente sendo comparados com os valores experimentais disponíveis.

Estas primeiras simulações caracterizavam-se pela utilização de malhas relativamente grossas e dos modelos físicos *default* do CFX, a saber um modelo de turbulência  $k - \varepsilon$ , modelo de combustão *Eddy Dissipation* e modelo de radiação *Discrete Transfer* com 8 raios (ver a referência [97] para uma descrição pormenorizada dos modelos numéricos e respectiva implementação pelo software, com referência aos artigos originais relevantes para cada um dos casos considerados).

Naturalmente, a referida comparação com os valores experimentais permitiu, juntamente com uma análise das características próprias a cada modelo numérico, avaliar o desempenho em termos de ajuste com a situação real de cada uma das simulações sucessivas, bem como ajustar os vários parâmetros de modo a melhorar esse mesmo desempenho. Apresentam-se a seguir os resultados de alguns estudos paramétricos relevantes.

Uma das primeiras conclusões retiradas relaciona-se com a utilização de porções angulares da geometria em lugar do total. De modo a possibilitar esse tipo de simulação, o programa coloca nas extremidades do sector angular resultante da criação da geometria condições de fronteira ditas de simetria rotacional. Entende-se por esta designação que alguma porção do domínio computacional exibe algum tipo de periodicidade, neste caso angular em torno de um eixo. Uma pá de turbina é um bom exemplo deste tipo de geometria. As condições existentes numa das extremidades são interpoladas para a seguinte, permitindo por exemplo a entrada de fluido para o domínio numa delas e a saída na outra. Coloca-se então a questão de saber se este tipo de aproximação seria adequado ao problema em causa. Foram testadas geometrias com tamanhos angulares de 1, 10, 45 e 90 graus, mas os resultados não foram considerados satisfatórios. A causa provável para o insucesso desta metodologia reside nas características globais do escoamento, nomeadamente devidas ao caudal de ar secundário e ao seu elevado número de *swirl*  $S_s$  (razão entre os momentos lineares axiais e angulares). De facto, além das características rotacionais conferidas ao ar secundário pelo gerador de rotação e que consideradas isoladamente poderiam naturalmente ser consideradas axissimétricas, a existência da componente axial da velocidade desse caudal de ar destrói a axissimetria do escoamento, o que dificulta obviamente a implementação das condições de simetria rotacional, não fornecendo resultados satisfatórios e obrigando por isso à simulação dos 360 graus completos da geometria.

Reconhecendo esta limitação e relembrando as considerações feitas acima a propósito do estudo de independência de malha, restava analisar o desempenho das várias opções possíveis em termos de parâmetros dos modelos físicos, discutindo para além disso algumas conclusões globais.

Embora a fundamentação desta afirmação seja explicitada mais abaixo, pode ser desde já concluída uma adequação pelo menos razoável do modelo numérico aos dados experimentais. É no entanto pertinente referir desde já alguns problemas e limitações que relativizam a validade da afirmação, permitindo avaliar os seus méritos e limitações. Duas questões importantes devem ser discutidas à luz do último parágrafo, em virtude dos seus efeitos se manifestarem em todas as simulações efectuadas, embora a respectiva gravidade seja distinta

e de qualquer modo relativa em termos da simulação na sua globalidade.

A primeira tem a ver com a dificuldade, largamente investigada e documentada, em simular correctamente o processo de combustão na região próxima do queimador (usualmente designada NBR - *Near Burner Region*). No caso presente, esta problemática reflecte-se num ajuste menos bom dos valores simulados à curvas experimentais na cota de medição mais próxima do queimador, melhorando drasticamente com o afastamento do mesmo. Este comportamento é perfeitamente visível nos gráficos apresentados mais abaixo, os quais, lembre-se, apresentam valores medidos ainda dentro do primeiro de oito segmentos da fornalha. É no entanto visível que os valores simulados no fim do primeiro segmento já apresentam um ajuste bastante razoável aos valores experimentais.

A segunda questão acima referida relaciona-se com a ocorrência de um fenómeno usualmente designado na literatura por PVC (*Precessing Vortex Core*) [98]. Este fenómeno caracteriza-se pela rotação em torno do eixo longitudinal da caldeira da zona de recirculação principal do escoamento, tipicamente para números de *swirl*  $S_s$  superiores a 0.7 (no caso presente  $S_s = 1.0$ ) e para tipos de geometria de queimador e condições operacionais semelhantes aos aqui descritos (ver por exemplo [98]). Simulações preliminares em regime transiente parecem indicar frequências angulares simuladas consentâneas com as obtidas por estudos experimentais e numéricos anteriores [98], embora um estudo mais aprofundado do fenómeno possa ser útil e desejável em virtude dessas simulações preliminares não se encontrarem totalmente convergidas. De facto, este tipo de estudo transiente exige *timesteps* muito pequenos, com os consequentes aumentos de tempo de processamento, o que não permitiu uma simulação tão exaustiva quanto desejável por limitações de equipamento informático.

Para os efeitos do presente trabalho uma média angular das medidas obtidas para a geometria cilíndrica completa revelaram um ajuste considerado adequado com as curvas experimentais, mas a ocorrência do fenómeno de *PVC* tem a consequência de impedir que os resíduos numéricos desçam para valores verdadeiramente satisfatórios (da ordem de  $1 \times 10^{-6}$ ), principalmente no que diz respeito às equações de quantidade de movimento. Os valores de resíduos atingidos situam-se tipicamente entre 0.001 e 0.00001, com oscilações em torno desses valor médios ao longo do andamento da simulação.

Apesar da ocorrência deste fenómeno, o escoamento global apresenta um bom ajuste com o padrão global esperado, nomeadamente no que às zonas de recirculação primária e secundária diz respeito, como mostra a figura 4.4.

Uma comparação pertinente pode ser também ser feita a nível do modelo de reacção química seleccionado, nomeadamente quanto à opção entre uma reacção em um ou dois passos e recorrendo às reacções disponível na livreria integrada no *software*, já que este permite também a criação de reacções definidas pelo utilizador [97].

Antes de considerar esta última hipótese, procedeu-se a várias simulações recorrendo aos modelos pré-definidos, tendo sido verificado um ajuste razoável das temperaturas simuladas às medidas experimentalmente, com a excepção notória embora previsível de alguns pontos colocados na região NBR, como exemplificado no gráfico da figura 4.5.

Para as outras cotas de medição o ajuste melhora de forma acentuada. É visível que ambos os modelos apresentam resultados semelhantes, embora seja conveniente lembrar que o modelo em dois passos torna a simulação mais lenta, o que legitima a utilização do modelo com um passo, mais simples e igualmente satisfatório. Note-se que como em todos os gráficos subsequentes as barras de erro verticais são de 10% em cada sentido.

Em virtude dos resultados obtidos utilizando o modelo *1-Step* com a reacção propano-ar pré-definida terem sido considerados adequados decidiu-se optar pela sua utilização para



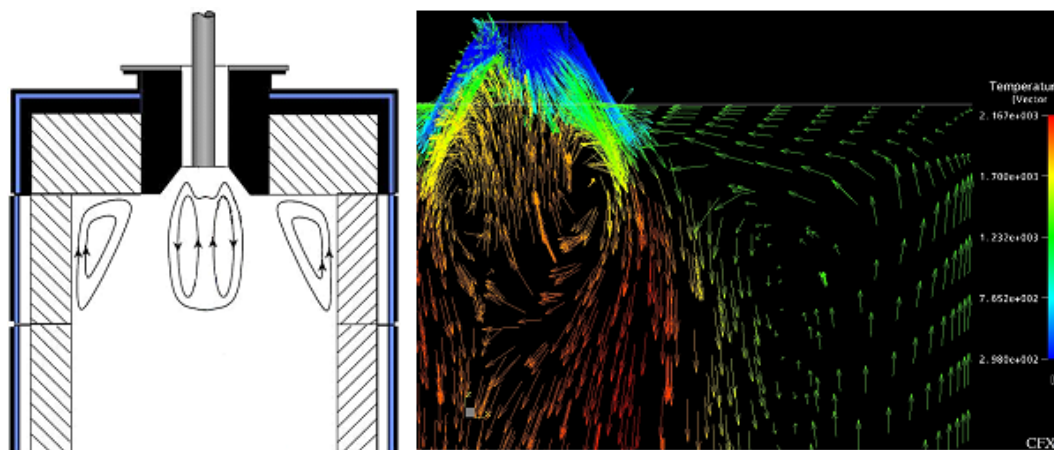


Figura 4.4: Zonas de recirculação primária e secundária, teóricas e simuladas.

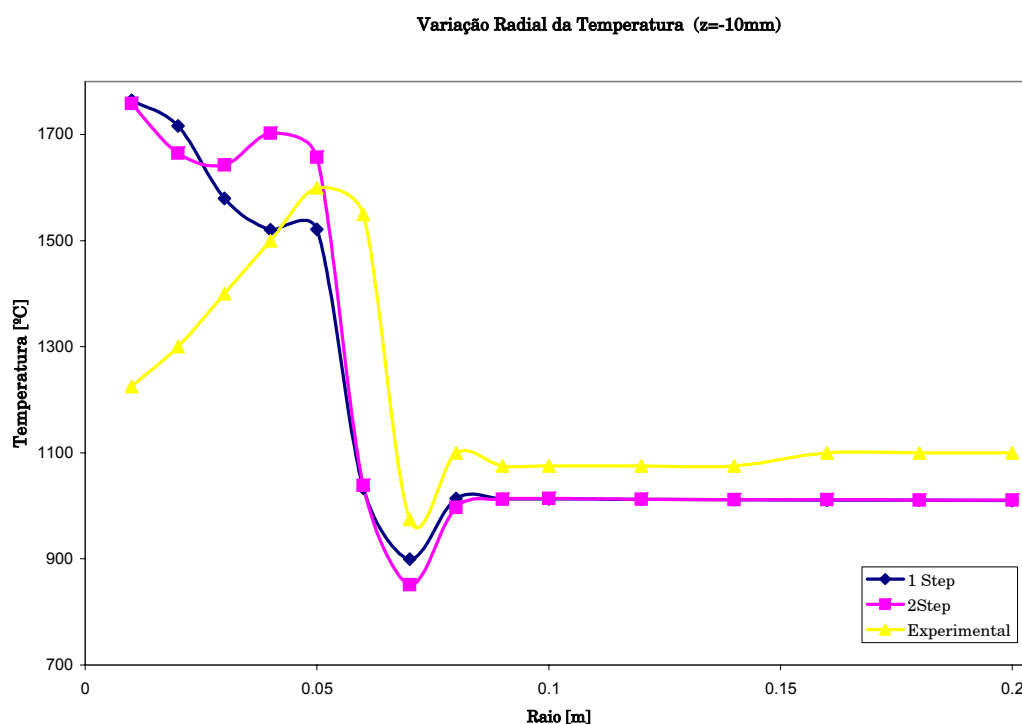


Figura 4.5: Temperaturas simuladas e medidas experimentalmente na região NBR com modelos de reacção 1-Step e 2-Step.

simulações subsequentes, embora ainda assim o modelo 2-*Step* tenha sido testado com outras combinações de modelos de turbulência, combustão e radiação, sempre com resultados muito semelhantes aos fornecidos pelo modelo 1-*Step*. Não foi retida a hipótese de definir de raiz uma reacção eventualmente mais ajustada aos dados disponíveis mas que iria obrigar à definição de um grande número de parâmetros adicionais, com o subsequente trabalho de afinação e validação necessário.

Relembrando que os estudos relativos à selecção da malhagem mais adequada decorreram paralelamente a este tipo de estudo, e uma vez estabelecida a utilização tanto da geometria cilíndrica completa como de um modelo de reacção 1-*Step*, restava ainda testar outras hipóteses relativas a variados modelos de turbulência, combustão e radiação. Seguem-se algumas conclusões acerca destes estudos, bem como as conclusões e comentários relativos à validade do modelo numérico desenvolvido.

Uma das opções a tomar relativamente ao modelo numérico dizia respeito à selecção do modelo de turbulência a utilizar. Uma consulta da literatura indicia um uso bastante difundido do modelo  $k - \varepsilon$ , tido como apresentando uma relação favorável entre a exactidão dos resultados obtidos e os requisitos computacionais necessários à obtenção de uma solução num tempo útil razoável. Outro modelo potencialmente bastante adequado ao estudo em causa seria o modelo RSM (*Reynolds Stress Model*), particularmente indicado para situações com números de *swirl* elevados ou moderados, como no caso presente em que  $S_s = 1.0$  [97]. O modelo SST (*Shear Stress Transport*), adequado a situações em que ocorre separação de camada limite (nomeadamente em estudos de aerodinâmica), foi também testado embora fosse de esperar desde logo uma menor adequação ao caso em estudo quando comparado com os modelos de turbulência anteriormente citados. Seguem-se nas figuras 4.6 a 4.9 gráficos ilustrativos dos valores de temperatura previstos para cada uma das quatro cotas de medição, utilizando cada um dos modelos citados e mantendo constantes os restantes parâmetros e condições de fronteira.

É evidente uma progressiva melhoria do ajuste das curvas numéricas aos resultados experimentais à medida que aumenta a distância ao queimador e logo à região NBR. O ajuste também melhora substancialmente, em cada cota de medição, à medida que aumenta a distância ao eixo da caldeira. Para valores de raio superiores a 50 mm os valores simulados encontram-se na maioria dentro da gama de erro de 10% face aos valores experimentais, para todas as alturas de medição. Inclusivamente, no caso da cota  $z = -260$  mm, todos os valores simulados são encontrados dentro ou muito perto desse intervalo. Relembrando que as alturas em que foram efectuadas medições se encontram ainda dentro do primeiro segmento da caldeira, uma extrapolação da tendência acima referida para os restantes sete segmentos situados antes da secção convergente da zona de escape deixa antever um ajuste satisfatório dos resultados simulados ao comportamento real do sistema.

É visível que o modelo de turbulência que produz um melhor ajuste à curva experimental é o modelo RSM, sendo a seu bom desempenho especialmente evidente e superior ao dos restantes modelos na zona NBR. O modelo é no entanto computacionalmente bastante mais exigente que os restantes, produzindo resultados bastante semelhantes aos obtidos com o modelo  $k - \varepsilon$ , de uso mais generalizado e bastante menos exigente em termos computacionais. Por outro lado, o número de *swirl* relativamente moderado ( $S_s = 1.0$ ) não torna evidentes as vantagens do modelo RSM, aparentes para valores de  $S_s$  mais elevados (tipicamente para situações tais que  $S_s > 2.5$ ) [97]. O modelo SST tem um comportamento global menos satisfatório que o dos restantes. O gráfico da figura 4.10 ilustra a variação dos coeficientes de correlação entre os dados experimentais e simulados, com a variação de cota. Face ao

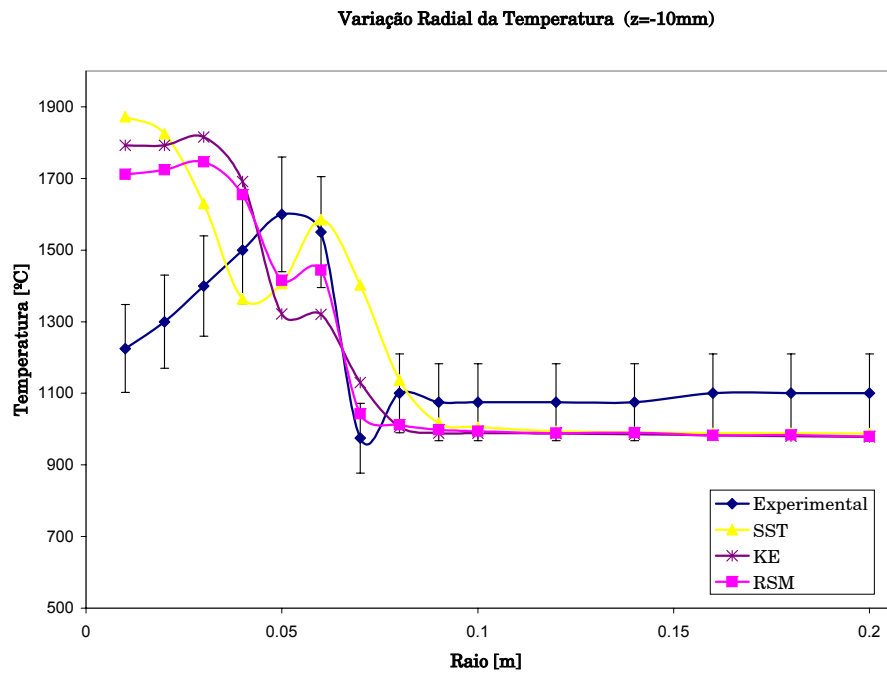


Figura 4.6: Temperaturas simuladas e experimentais,  $z = -10$  mm.

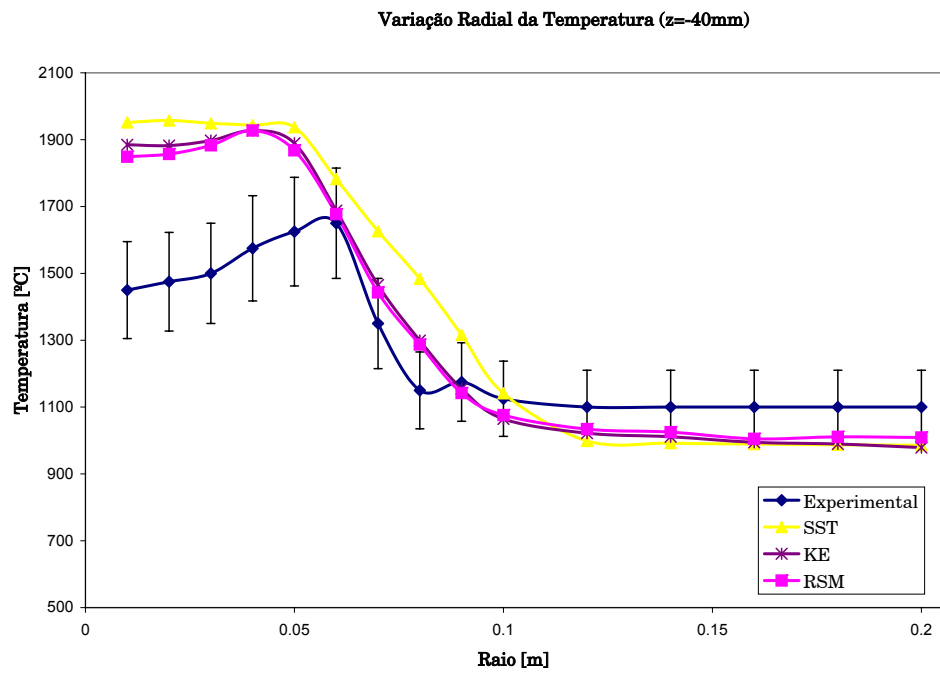


Figura 4.7: Temperaturas simuladas e experimentais,  $z = -40$  mm.



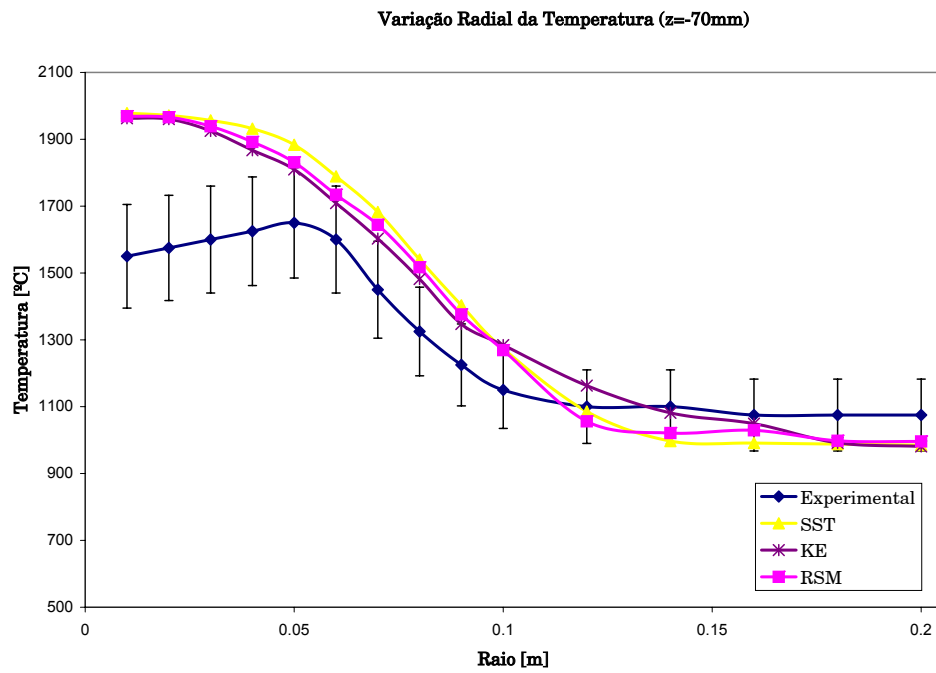


Figura 4.8: Temperaturas simuladas e experimentais,  $z = -70\text{ mm}$ .

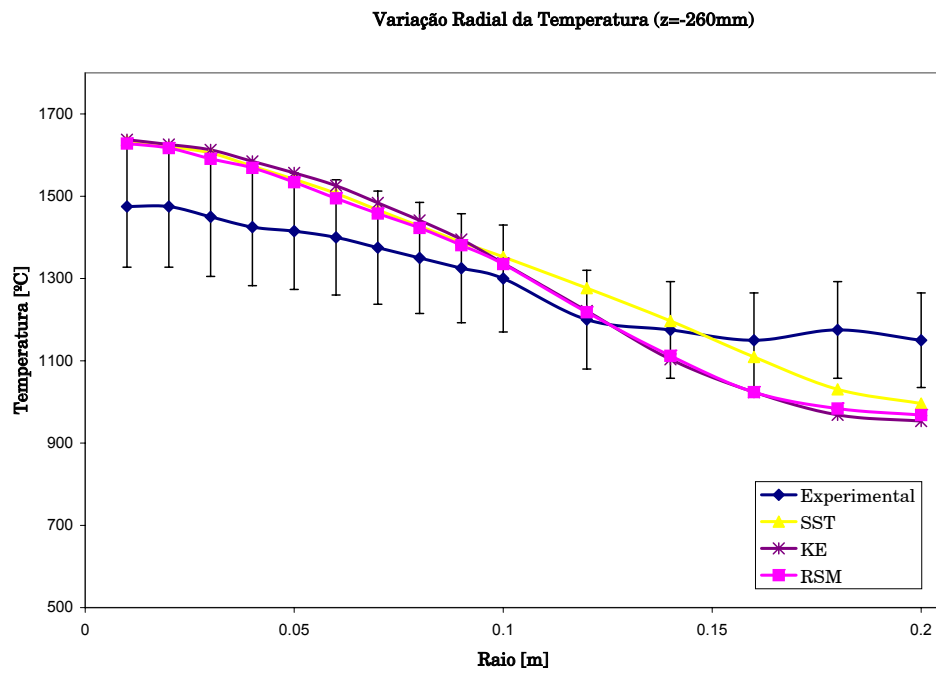


Figura 4.9: Temperaturas simuladas e experimentais,  $z = -260\text{ mm}$ .

exposto, a opção pelo modelo  $k - \varepsilon$  é legítima, em virtude de não apresentar resultados muito diferentes dos produzidos com o modelo RSM, sendo apesar disso menos exigente em termos computacionais, com os benefícios inerentes em termos de tempo de processamento.

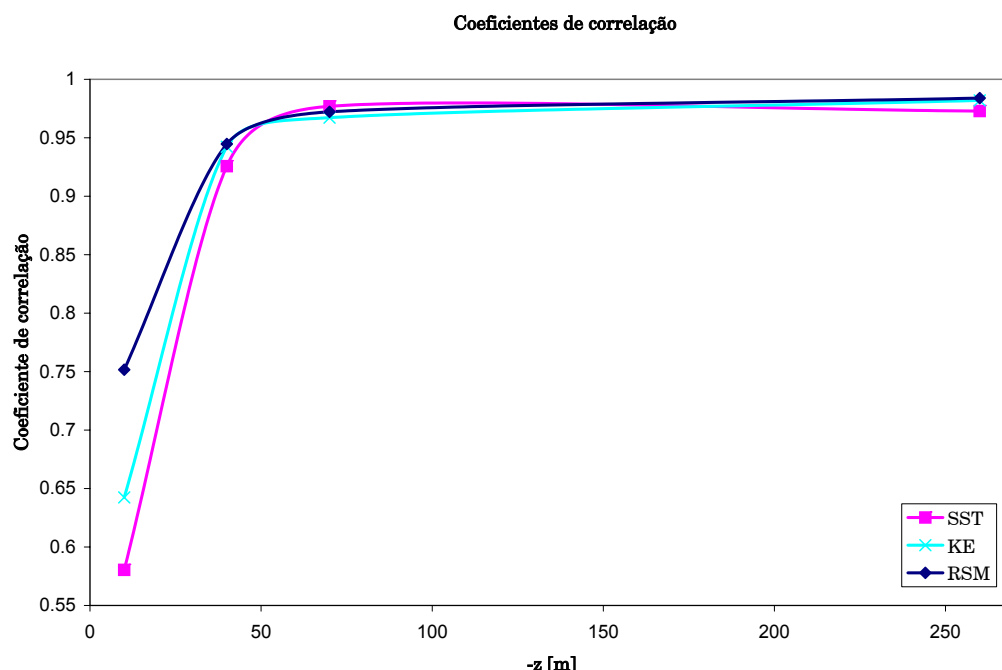
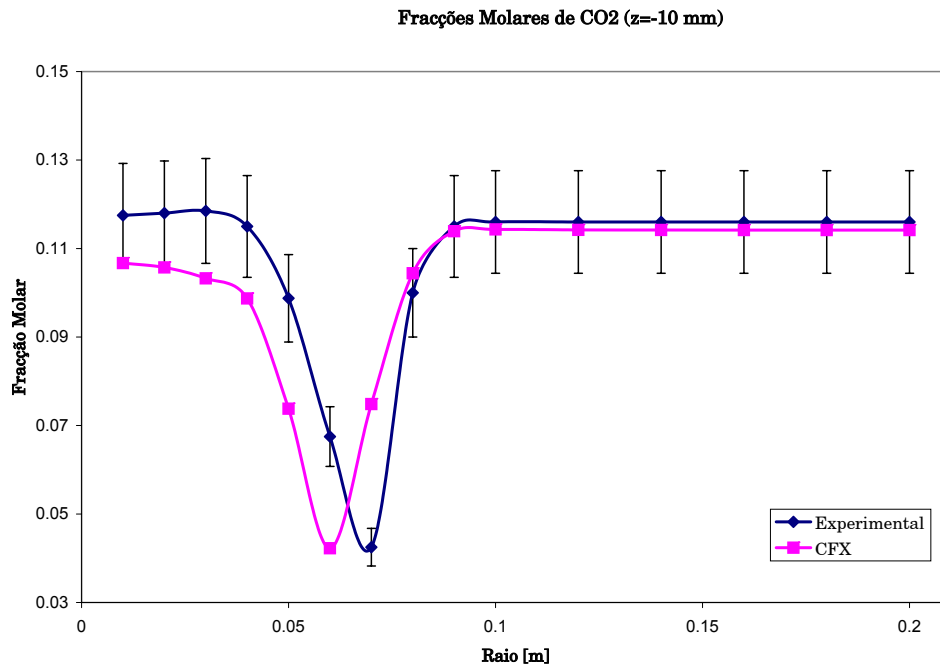
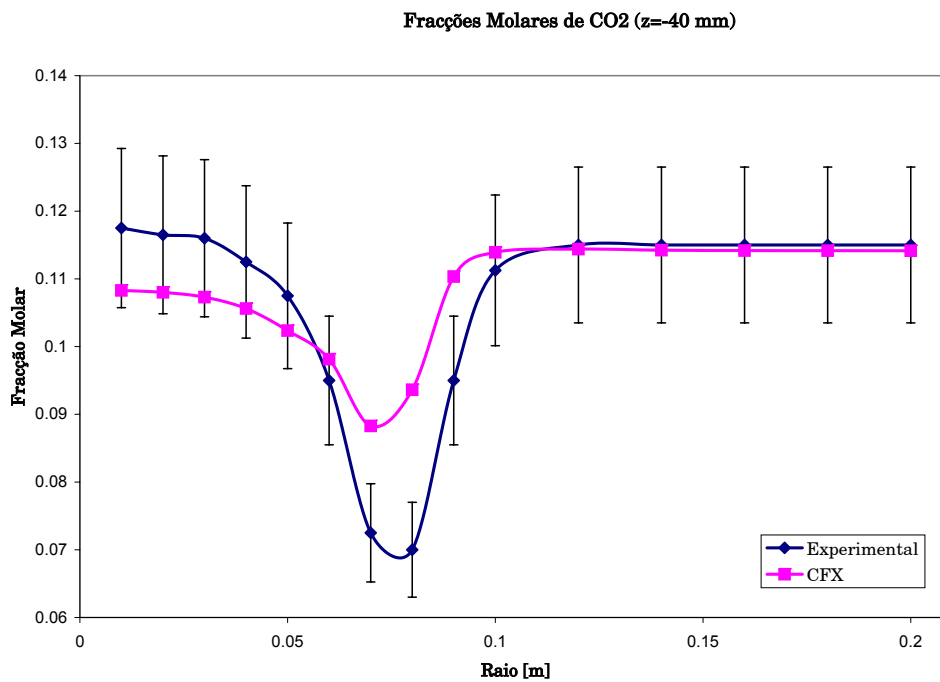


Figura 4.10: Coeficientes de correlação obtidos com diferentes modelos de turbulência.

Além dos perfis de temperatura acima ilustrados, os outros dados experimentais disponíveis diziam respeito às fracções molares de dióxido de carbono, propano e oxigénio medidas nas mesmas cotas que os valores de temperatura, tendo-se procedido à comparação dos respectivos valores experimentais com os simulados pelo CFX, como ilustrado a seguir.

Da análise dos gráficos referentes às fracções molares de  $\text{CO}_2$  depreende-se que o *software* de simulação fornece resultados bastante satisfatórios, reproduzindo de forma razoável a evolução dos perfis de fracção molar e fornecendo valores na sua maioria dentro da gama de erro de 10%. Mesmo no caso de alguns valores que se situam fora desse intervalo, um desvio radial de apenas 10 mm faria coincidir os valores numéricos e experimentais (nomeadamente para  $z = -10$  mm). Note-se que para qualquer das cotas de medição os valores numéricos coincidem praticamente com os experimentais para raios superiores a 0.1 m. Saliente-se também que para  $z = -260$  mm *todos* os valores numéricos se situam a menos de 10% dos experimentais.

No que ao propano diz respeito, é visível que o *software* de simulação sobrestima as fracções molares em todas as cotas de medição, e tanto mais quanto maior for a distância ao queimador, sobrestimando também consequentemente a quantidade de combustível não-queimado para cotas mais elevadas. É também visível um desvio radial semelhante ao verificado para o dióxido de carbono, especialmente para  $z = -10$  mm. Note-se no entanto que apesar de bastante maiores do que os experimentais, os valores de fracção molar simulados são bastante reduzidos (sempre abaixo dos 10% da quantidade molar total), entrando numa gama em que o erro de medição dos valores experimentais pode já assumir valores potencialmente relevantes,

Figura 4.11: Fracções molares de CO<sub>2</sub> simuladas e experimentais,  $z = -10$  mm.Figura 4.12: Fracções molares de CO<sub>2</sub> simuladas e experimentais,  $z = -40$  mm.

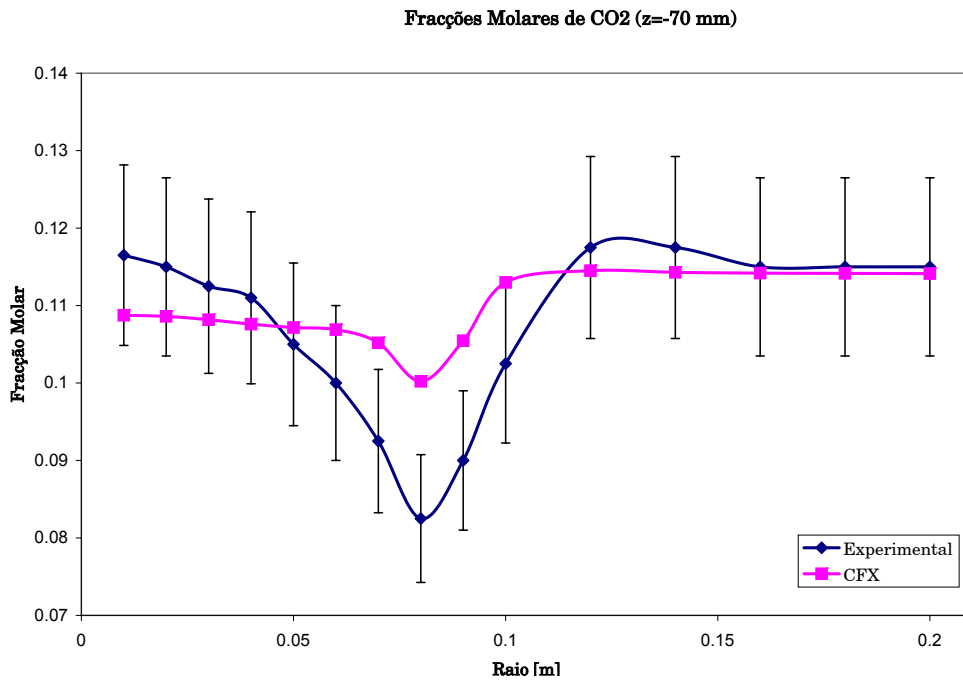


Figura 4.13: Fracções molares de CO<sub>2</sub> simuladas e experimentais,  $z = -70$  mm.

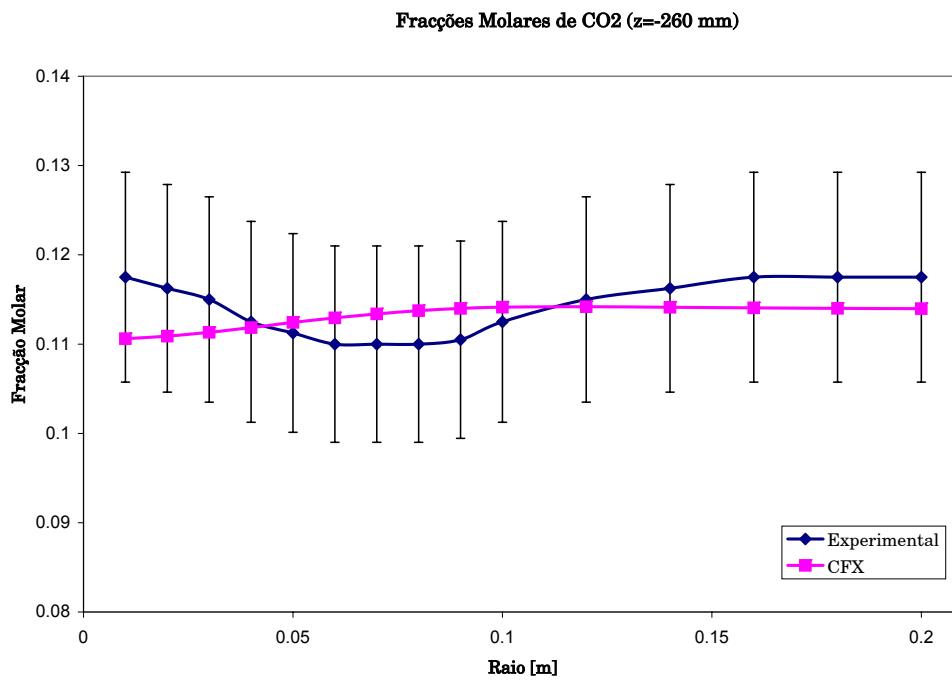


Figura 4.14: Fracções molares de CO<sub>2</sub> simuladas e experimentais,  $z = -260$  mm.

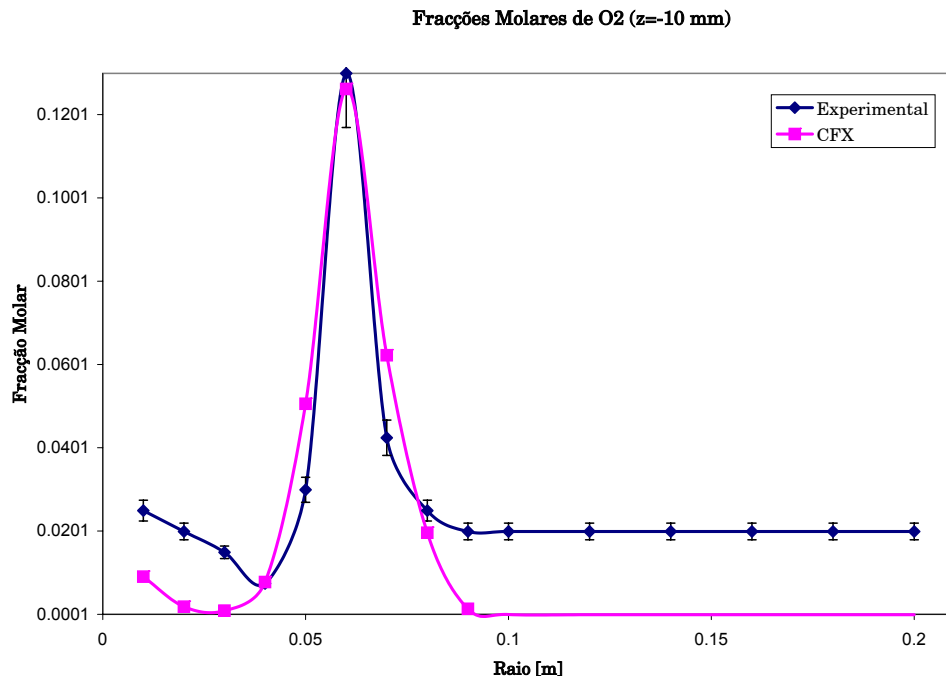


Figura 4.15: Fracções molares de O<sub>2</sub> simuladas e experimentais,  $z = -10$  mm.

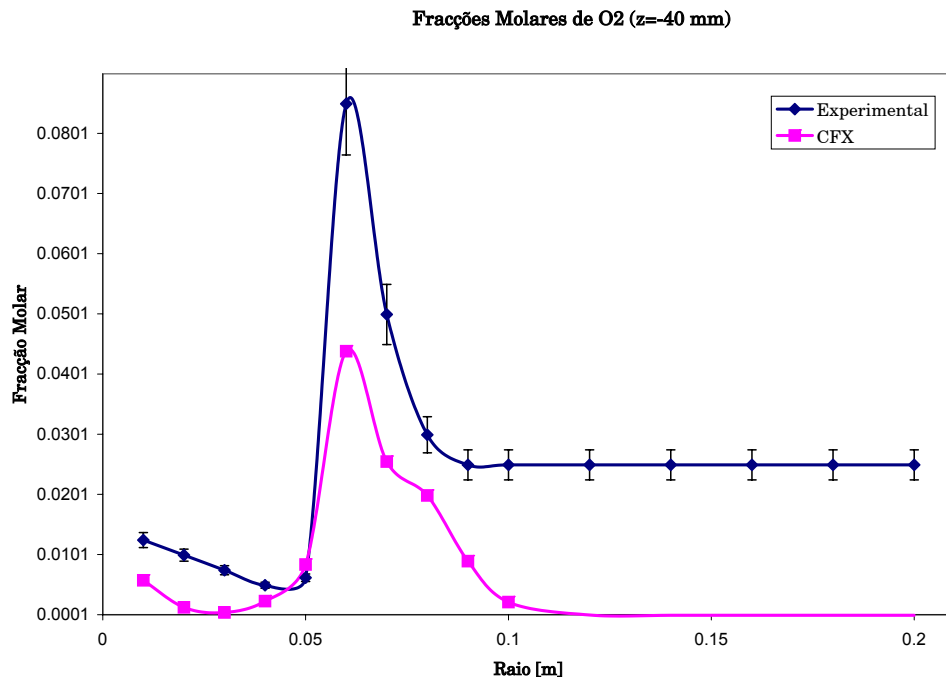


Figura 4.16: Fracções molares de O<sub>2</sub> simuladas e experimentais,  $z = -40$  mm.

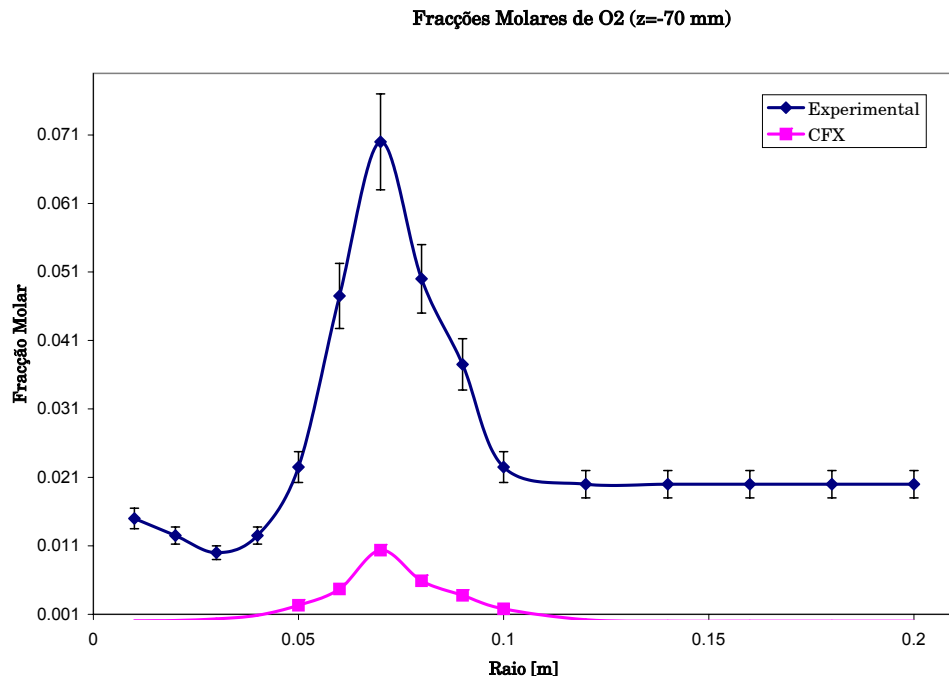


Figura 4.17: Fracções molares de O<sub>2</sub> simuladas e experimentais,  $z = -70$  mm.

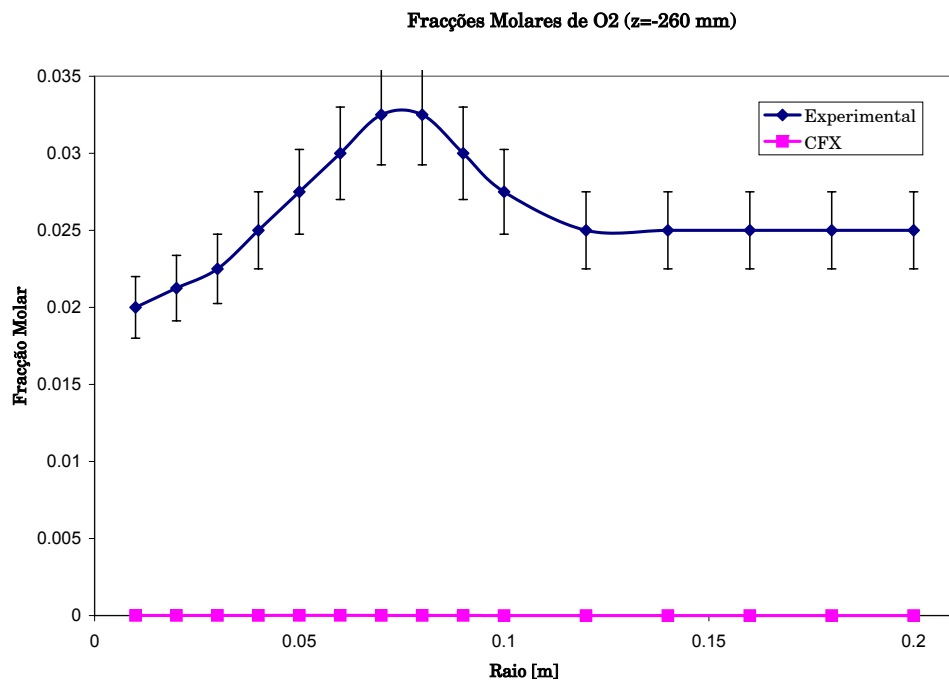


Figura 4.18: Fracções molares de O<sub>2</sub> simuladas e experimentais,  $z = -260$  mm.

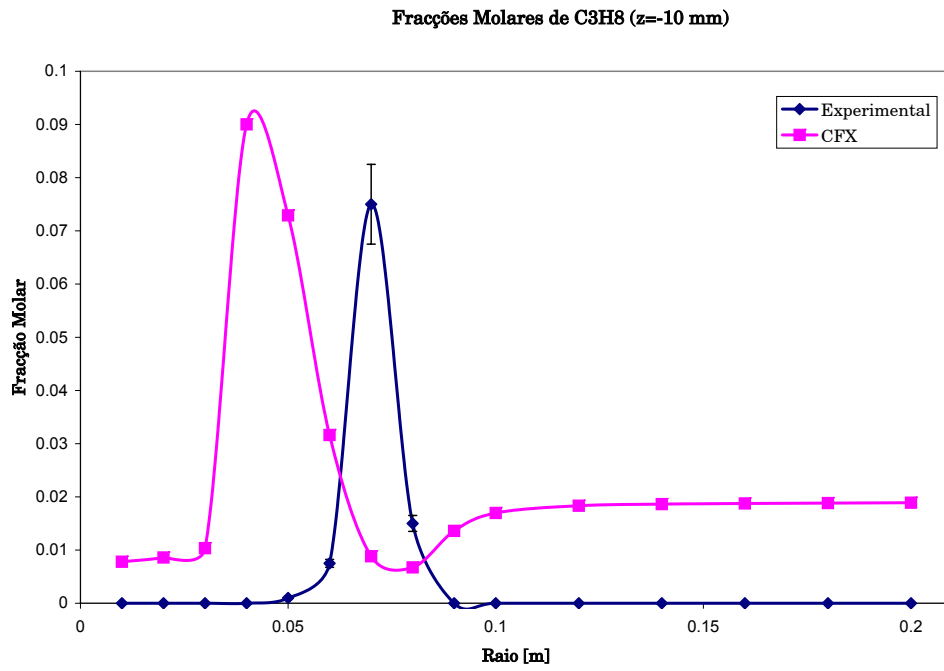


Figura 4.19: Fracções molares de C<sub>3</sub>H<sub>8</sub> simuladas e experimentais,  $z = -10$  mm.

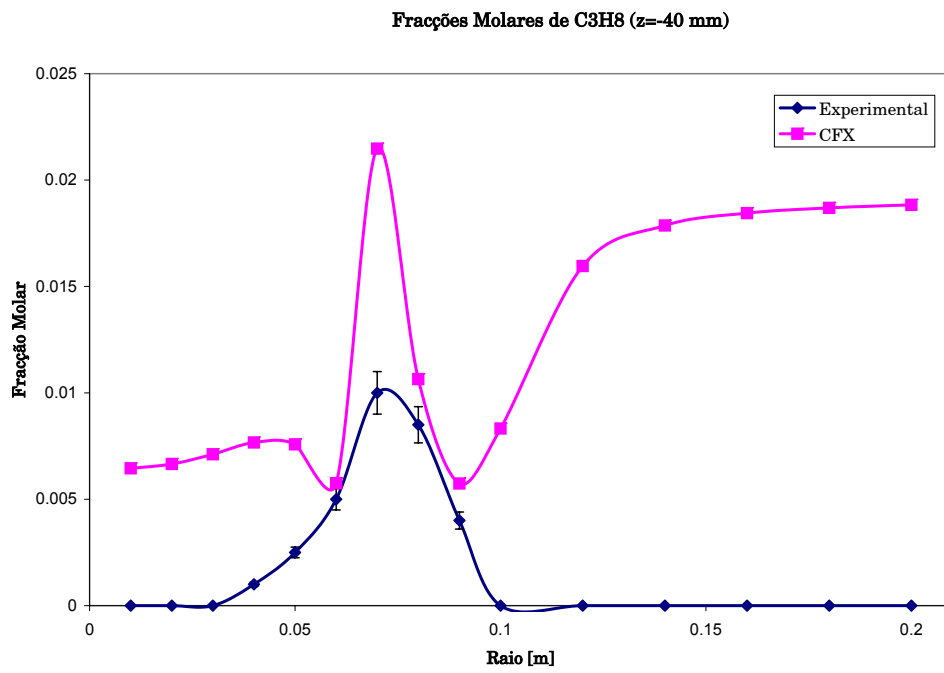
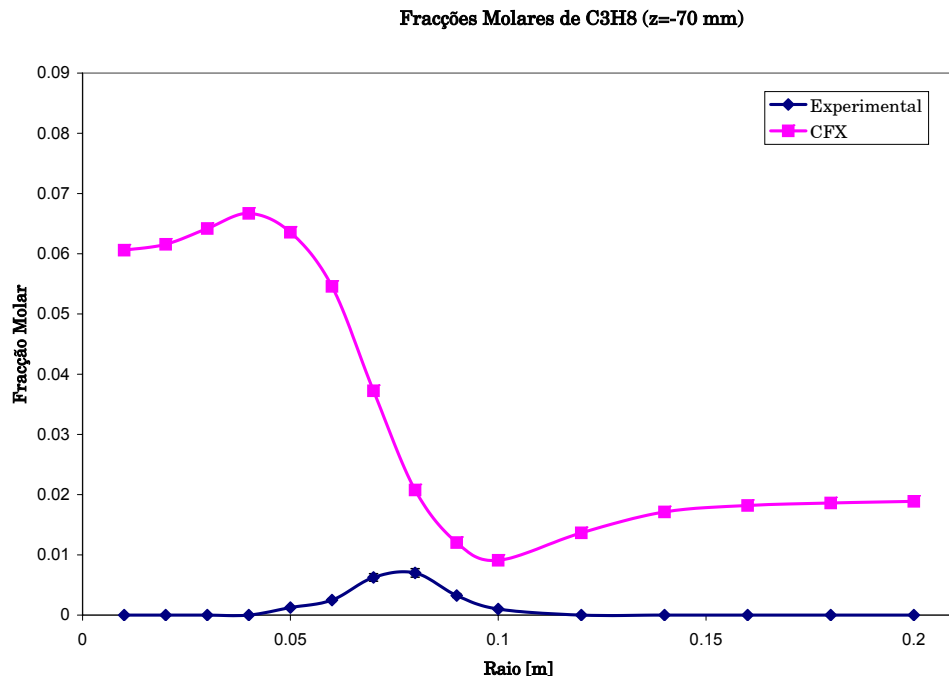
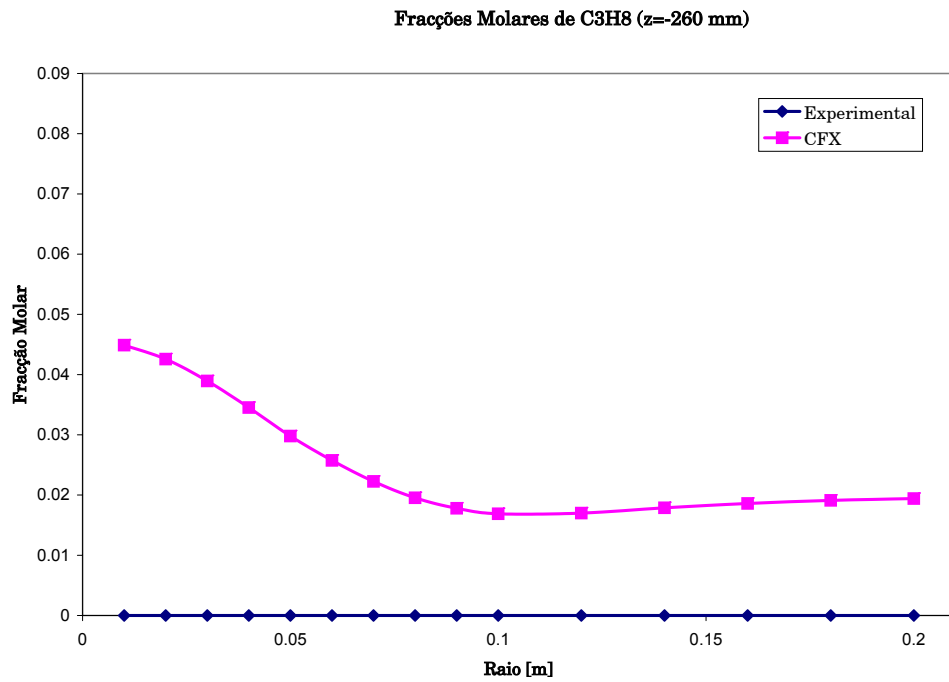


Figura 4.20: Fracções molares de C<sub>3</sub>H<sub>8</sub> simuladas e experimentais,  $z = -40$  mm.

Figura 4.21: Fracções molares de C<sub>3</sub>H<sub>8</sub> simuladas e experimentais,  $z = -70$  mm.Figura 4.22: Fracções molares de C<sub>3</sub>H<sub>8</sub> simuladas e experimentais,  $z = -260$  mm.



relativizando a importância da discrepância entre estes últimos e os valores simulados.

No caso das fracções molares de oxigénio a conclusão mais saliente reside no facto dos valores simulados serem muito inferiores aos experimentais, precisamente ao contrário do verificado para o propano. Esta diferença é tanto mais acentuada quanto maior é a distância ao queimador. Apesar do ajuste bastante razoável entre os valores experimentais e numéricos obtidos para os produtos de combustão (*i.e.* CO<sub>2</sub>, visto não se dispor de dados experimentais para outras espécies, nem se utilizar um modelo de combustão que simule a sua formação), é interessante verificar que o mesmo não ocorre para o combustível e o comburente, piorando o ajuste para estas espécies à medida que aumenta a distância ao queimador e logo às entradas no domínio. Estes factos, em conjunto, indiciam que a interacção entre o escoamento simulado (nomeadamente em termos de combustível e comburente) e o modelo de combustão (em termos de produtos da mesma) seria ainda passível de sofrer ajustes mais ou menos importantes, apesar do bom desempenho na simulação de perfis de temperatura.

De facto, o comportamento observado encontra semelhanças com o relatado nalgumas referências [99], onde é referido um desajuste semelhante em que a simulação sobre-estima a taxa de combustão, facto atribuído a um sobre-estimar do grau de mistura local por parte do modelo de turbulência, levando a uma taxa de reacção mais elevada calculada pelo modelo *Eddy Dissipation* [97].

Note-se no entanto que, como referido abaixo, as variáveis de diagnóstico seleccionadas como relevantes consistem essencialmente em fluxos de calor. Muito embora o calor produzido na fornalha resulte obviamente do processo de combustão, o facto dos fluxos de calor terem origem nos níveis térmicos presentes e na respectiva distribuição, somado ao bom ajuste verificado entre os perfis de temperatura experimentais e simulados, permite relativizar numa certa medida os resultados menos bons da análise das fracções mássicas. Assim, globalmente, e apesar das limitações e problemas acima referidos, as versões sucessivas do *software* de simulação CFX-5 afiguram-se como sendo razoavelmente adequadas à simulação do tipo de sistema térmico semelhante à fornalha experimental do IST. A validação do modelo com os dados experimentais disponíveis legitima assim na medida do possível a sua utilização na simulação de outros sistemas semelhantes.

## 4.4 Definição de Anomalias, Parâmetros e Metodologia de Diagnóstico

Uma vez concluída a validação do modelo numérico, com os resultados descritos na secção anterior, colocou-se a questão de determinar qual o modo mais adequado de fazer uso dessa ferramenta, nomeadamente no que à identificação e avaliação dos fenómenos detrimenais ao desempenho da fornalha diz respeito.

Já foi referida a inexistência de dados experimentais relativos a esses mesmos fenómenos, justificando o desenvolvimento e validação do modelo numérico de modo a ser utilizado na tarefa de gerar dados numéricos "pseudo-históricos" mas condicionando por outro lado os resultados precisamente por essa inexistência impedir a validação dos resultados obtidos.

A instalação experimental do IST, nas condições consideradas na validação do modelo, não permitia a obtenção dos dados necessários a uma utilização directa num sistema de diagnóstico ou à validação de simulações numéricas. De facto, o combustível utilizado no processo de onde resultaram os dados experimentais, *i.e.* propano, não produz na sua combustão o tipo de partícula sólida cuja deposição e sinterização resulta nos depósitos de baixa condutividade

que caracteriza por exemplo a operação de fornalhas a carvão pulverizado ou biomassa. Adicionalmente, a fornalha do IST possui de facto tubos de água em volta de cada um dos seus oito segmentos, embora com o fim de refrigerar o equipamento e não de produzir energia. Assim, a definição de cenários de crise no âmbito do presente trabalho baseou-se nalguns pressupostos passíveis de permitir contornar estas limitações, como exposto a seguir.

As simulações que serviram de base à validação do modelo numérico utilizavam como condições de fronteira os parâmetros operacionais verificados durante os processos experimentais de onde resultaram os dados, nomeadamente em termos de caudais de combustíveis e combustíveis ou de temperaturas verificadas tanto à entrada dos reagentes como nas várias paredes que delimitam o domínio computacional considerado.

A partir desta situação de base, algumas alterações no *setup* das simulações e nos pressupostos subjacentes ao sistema simulado teriam necessariamente de ser introduzidas de modo a reproduzir de algum modo os cenários de crise pretendidos.

A primeira opção considerada na simulação de fenómenos de sujamento passou por considerar como base o modelo anterior, que reproduzia o interior da fornalha. Em vez de condições de fronteira em que se impunha um perfil de temperaturas medidas experimentalmente, surgiu a ideia de acrescentar à simulação uma parede sólida com cavidades interiores onde se simularia a circulação de água, como ilustrado na figura 4.23.

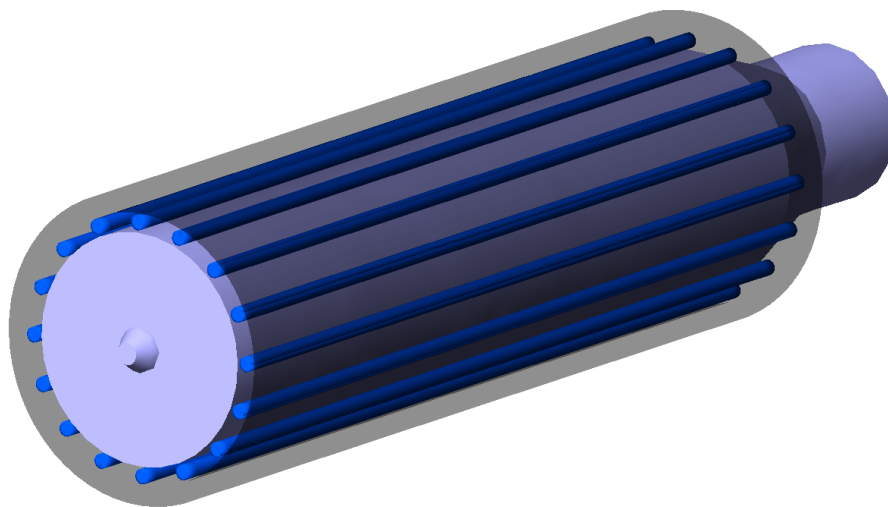


Figura 4.23: Modelo de fornalha com parede sólida e tubos de água circundantes.

As novas condições de fronteira passariam a ser interfaces fluido/sólido onde necessário, com condições de temperatura, convecção e radiação reproduzindo um ambiente padrão no exterior do domínio sólido introduzido. A parede sólida seria dividida em vários segmentos a que se atribuiriam condutividades térmicas variáveis de modo a simular sujamentos locais mais ou menos intensos. O facto de se simular o processo de circulação de fluido operante (independentemente de se tratar de uma aplicação de produção de vapor ou simplesmente de água quente) serviria também eventualmente para fornecer correlações adicionais entre parâmetros operacionais simulados e o desempenho do sistema em termos das temperaturas de saída da própria água. O processo de simulação de fugas de vapor faria também uso do novo modelo desenvolvido.

No entanto, alguns problemas na definição do modelo numérico, juntamente com a grande agravante do tremendo aumento de complexidade da simulação devido às maiores dimensões do domínio computacional e grandes diferenças de dimensão de regiões distintas, com o consequente aumento de número de elementos de malha, tornaram proibitiva a utilização desta opção em termos de recursos computacionais.

Optou-se então por manter a estrutura básica do modelo utilizado no processo de validação, com algumas alterações. Uma vez eliminada a hipótese de simular variações de condutividade na parede circundante do interior da fornalha, colocava-se a questão de como reproduzir a ocorrência de sujamento. Em virtude das camadas depositadas se caracterizarem por baixas condutividades térmicas e emissividades elevadas (ou pelo menos superiores à do metal "limpo"), o seu efeito num sistema real passaria por um aumento das temperaturas de cada superfície em causa, com variações tanto maiores quanto maior fosse a intensidade do sujamento, caracterizada por exemplo pela espessura  $\delta$  da camada depositada.

Assim, a simulação do processo de sujamento passou essencialmente por alterações dos perfis de temperatura impostos anteriormente quando da validação, reflectindo os vários graus de sujamento a simular, simulando camadas de depósito de 1, 2.5 e 5 mm de espessura (com as resistências térmicas associadas) com temperaturas superficiais calculadas com base nos métodos analíticos referidos no Capítulo 3. Os detalhes da metodologia adoptada encontram-se descritos na secção relativa à sua implementação.

No que à simulação de fugas de vapor diz respeito, foram reconhecidas duas opções básicas, implicando alterações mais ou menos importantes no modelo inicial. A ocorrência de fugas implica a entrada de matéria "estranha" ao domínio computacional padrão, podendo essa adição ser simulada por duas vias distintas, a saber a especificação na própria geometria de uma superfície adicional com condições de fronteira de entrada de fluido, ou alternativamente utilizando uma fonte pontual de massa e momento.

A opção por uma entrada adicional implica uma redefinição da geometria, juntamente com um refinamento de malha inevitável devido à diferença de escalas entre a malha global e a localizada junto a uma entrada de tamanho razoável no presente contexto. Já foi referido o facto de uma fuga de grandes dimensões não necessitar de qualquer sistema de diagnóstico para ser identificada em virtude das enormes alterações causadas em todos os parâmetros operativos do equipamento e do próprio processo. Assim, apenas faria sentido simular fugas de tamanhos relativamente reduzidos, tendo sido considerados casos equivalentes a furos circulares com 5, 10 e 20 mm de diâmetro, resultando nas referidas diferenças de tamanho de malha.

A introdução de uma fonte de massa e momento tem em princípio a vantagem de não implicar outra alteração ao modelo padrão que a especificação da localização e das características da fonte, nomeadamente em termos de caudal, temperatura, fracções mássicas, velocidades e grandezas turbulentas associadas. Como pressupostos subjacentes à simulação de fugas de vapor consideraram-se características equivalentes às de um circuito de vapor semelhante ao encontrado em inúmeras instalações reais, com água pressurizada a 4 atm e temperatura de 400 °C (673 K), o que, considerando a pressão existente no interior da fornalha e o estrangulamento induzido pelos diâmetros de furo acima referidos, conduziria a condições de *choked flow* para o caudal de fuga, utilizando-se no cálculo das condições de fronteira a impor à fonte de massa e momento os formalismos adequados encontrados em qualquer referência de Mecânica dos Fluidos [100], como exposto na secção relativa à sua implementação.

Ambas as opções disponíveis foram testadas, com resultados essencialmente equivalentes, tendo sido seleccionada a utilização de fontes de massa e momento devido à sua maior

facilidade de implementação, muito embora se tenha verificado que algum refinamento de malha suplementar era necessário mesmo utilizando fontes de massa e momento, de modo a não impedir artificialmente o desenvolvimento do jacto de vapor e a diminuir possíveis problemas de difusão numérica. A utilização de uma condição de *inlet* suplementar conduziria sempre a um aumento de malha superior ao supracitado.

Atendendo às definições das variáveis de diagnóstico citadas no Capítulo 3 como passíveis de caracterizar os fenómenos detrimenais relevantes no presente contexto, um diagnóstico baseado na respectiva utilização implicaria a disponibilidade das grandezas necessárias ao seu cálculo nas simulações numéricas efectuadas.

Verificou-se estarem disponíveis para *output*, no módulo de pós-processamento de qualquer das versões do software CFX utilizadas, várias grandezas passíveis de caracterizar directamente ou após processamento algébrico as variáveis de diagnóstico referidas no Capítulo 3, nomeadamente os vários fluxos de calor e temperaturas utilizadas na respectiva formulação.

Refira-se também que o presente trabalho decorreu em parte do desenvolvimento de radiómetros ditos de transpiração, citados no capítulo anterior e em princípio capazes de determinar as componentes radiativa e convectiva do fluxo de calor total [17, 19-21], e principalmente do reconhecimento do respectivo potencial de integração em sistemas de diagnóstico informatizados.

Optou-se assim por seleccionar como parâmetros de diagnóstico as razões de fluxos de calor  $\psi_w$  e  $r$  identificadas na secção 4.2 como passíveis de caracterizar respectivamente a ocorrência de sujamento e fugas. Relembrando as respectivas definições, tinha-se:

$$\psi_w = \frac{q_{\text{net}}}{q_{\text{inc}}} \quad (4.1)$$

onde  $q_{\text{net}}$  e  $q_{\text{inc}}$  são os fluxos de calor *net* (*i.e.* o balanço entre os fluxos radiativo incidente, emitido e convectivo) e incidente por radiação na superfície em causa, e:

$$r = \frac{q_{\text{leak}}}{q_{\text{st}}} \quad (4.2)$$

onde  $q_{\text{leak}}$  e  $q_{\text{st}}$  denotam respectivamente fluxos radiativos na presença de fugas e em situação *standard*.

Todos os fluxos de calor que constam das expressões acima são na prática medidos utilizando exactamente o mesmo tipo de instrumentação, nomeadamente radiómetros de transpiração. Neste enquadramento, são também necessariamente passíveis de serem simulados no CFX, possibilitando a sua escolha de entre os vários parâmetros de diagnóstico discutidos no Capítulo 3. Outros parâmetros discutidos, nomeadamente aqueles incluindo na sua formulação taxas de deposição (*i.e.* de formação de camada de sujamento), não foram por outro lado considerados em virtude da abordagem seleccionada em termos de simulação numérica assentar numa formulação *steady-state*, como referido anteriormente.

Outro parâmetro referido, na forma:

$$\frac{q_s}{q_l} = \frac{T_{\text{gs}}^4 - T_{\text{ws}}^4}{T_{\text{gl}}^4 - T_{\text{wl}}^4} \quad (4.3)$$

em que se consideram temperaturas diferenciadas pelos vários subscritos s e l que designam situações "suja" e "limpa", respectivamente, e g e w, que se referem aos gases quentes e à superfície considerada, poderia também ter sido considerado no diagnóstico do sujamento. No entanto, considerando as largas dezenas de simulações necessárias à construção da base

de dados, o facto de ser necessária a determinação de quatro temperaturas, em vez de apenas dois fluxos de calor, levou à selecção do parâmetro  $\psi_w$  em detrimento deste último.

De modo a proceder à avaliação dos parâmetros supracitados, a fornalha foi dividida em superfícies onde o diagnóstico deve ser efectuado. Tal como ilustrado na figura 4.24, estas superfícies distribuem-se em 3 níveis verticais, designados A, B e C (por ordem de afastamento das entradas de combustível e comburente), cada um dos quais dividido em sectores numerados de 1 a 8, perfazendo assim 24 superfícies com denominações de A1 a C8.

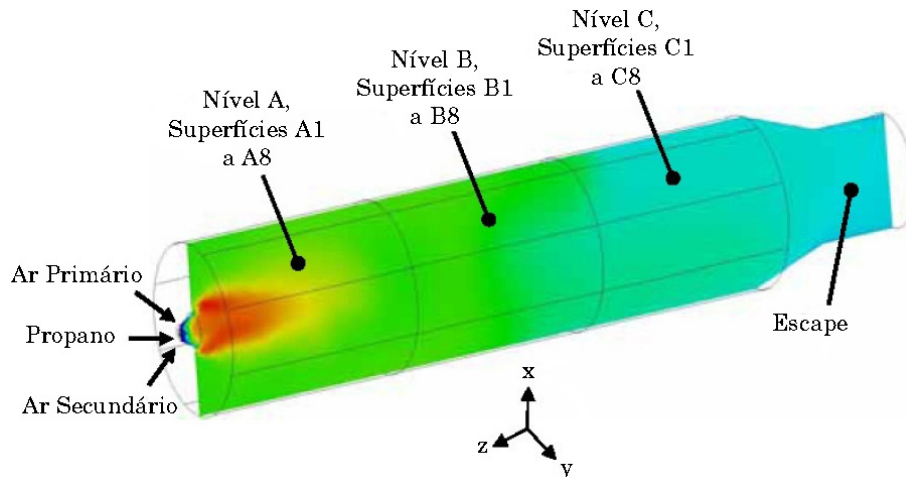


Figura 4.24: Divisão da fornalha em superfícies de diagnóstico.

## 4.5 Geração da Base de Dados Relativas a Situações Anómalas

Definidas as situações anómalas a diagnosticar, bem como os parâmetros e a metodologia a utilizar para o efeito, interessa explicitar e concretizar tanto a metodologia seleccionada como os meios adequados à obtenção dos dados necessários.

Os resultados obtidos quando da fase de validação do *software* de simulação numérica podem também ser considerados como representativos de situações "normais", *i.e.* sem ocorrência dos fenómenos de sujamento e fugas de vapor. Esta opção é inclusivamente a mais natural em termos processuais, já que as situações anómalas são definidas com base em alterações ao *setup* das simulações iniciais de validação, como já referido.

No que ao sujamento diz respeito, relembre-se que as condições de fronteira impostas nas paredes da fornalha consistiam na especificação de uma emissividade constante e de um perfil de temperatura interpolado a partir de temperaturas pontuais medidas experimentalmente.

Por motivos supracitados, a hipótese de alterar o modelo numérico de modo a reproduzir o aquecimento de um fluido operante foi testada e rejeitada. As condições de fronteira consistiriam nesta configuração de várias interfaces fluido/sólido entre os gases quentes do interior da fornalha, as paredes sólidas e o fluido operante em circulação, com condições de temperatura, convecção e radiação reproduzindo um ambiente padrão no exterior do domínio sólido introduzido.

Rejeitada a opção acima referida, a alternativa retida para a simulação do processo de sujamento tirou partido do facto das camadas depositadas se caracterizarem por baixas con-

atividades térmicas e emissividades superiores à das superfícies metálicas, resultando num aumento das temperaturas superficiais, com variações tanto maiores quanto maior fosse a espessura  $\delta$  da camada depositada.

A simulação do processo de sujamento passou então pela alteração dos perfis de temperatura impostos, reflectindo os vários graus de sujamento a simular referidos anteriormente, utilizando a metodologia descrita a seguir.

É evidente que a presença de uma camada de baixa condutividade alterará as temperaturas verificadas na interface entre os gases de combustão e o domínio sólido a considerar, bem como o fluxo de calor em presença, de forma tanto mais acentuada quanto maior for a espessura do depósito e o consequente efeito isolante resultante da resistência térmica induzida. Os novos perfis de temperatura dependeriam na prática de mecanismos bastante complexos de deposição e de transmissão de calor multi-modo, com variações por vezes acentuadas de propriedades condutivas e radiativas ao longo do processo de deposição [90].

Na ausência de ferramentas analíticas expeditas passíveis de serem utilizadas na determinação directa dos novos perfis, algumas simplificações foram efectuadas. Uma primeira aproximação passa por considerar uma aproximação unidimensional ao problema da condução de calor. Para uma parede "limpa" o fluxo de calor  $q_x$  através de uma parede de espessura  $L$ , condutividade  $k$  e área  $A$  pode ser escrito como:

$$q_x = \frac{T_i - T_s}{\frac{L}{kA}} \quad (4.4)$$

onde  $T_i$  e  $T_s$  são as temperaturas no interior e no exterior da fornalha, respectivamente. Na presença de um depósito de baixa condutividade o fluxo de calor pode ser escrito:

$$q_x = \frac{T_{xi} - T_s}{\frac{L}{kA} + \frac{\delta}{k_x A}} \quad (4.5)$$

onde  $T_{xi}$  é a temperatura na superfície da camada depositada,  $\delta$  a sua espessura e  $k_x$  a sua condutividade térmica.

Numa primeira iteração, pode calcular-se o perfil de temperatura que ocorre à superfície da camada depositada igualando as duas expressões anteriores, ficando:

$$\frac{T_i - T_s}{\frac{L}{kA}} = \frac{T_{xi} - T_s}{\frac{L}{kA} + \frac{\delta}{k_x A}} \quad (4.6)$$

Resolvendo em ordem a  $T_{xi}$  fica:

$$T_{xi} = T_s + \left[ (T_i - T_s) \left( 1 + \frac{k\delta}{LK_x} \right) \right] \quad (4.7)$$

Este perfil de temperatura pode por sua vez ser utilizado para recalculer o fluxo de calor, repetindo o processo até deixarem de ocorrer variações no cálculo dos perfis de temperatura e do fluxo de calor.

Este procedimento foi repetido alterando a formulação do caso unidimensional plano supracitado para um caso de condução radial, tendo as diferenças encontradas sido consideradas pouco significativas.

A imposição destes novos perfis de temperatura no modelo numérico altera naturalmente as distribuições de fluxos de calor simuladas, como ilustrado a seguir, alterando também consequentemente os valores das variáveis de diagnóstico seleccionadas. Foram simuladas



espessuras de depósito de 1, 2.5 e 5 mm, considerando uma condutividade térmica para o depósito de 0.5 W/mK e de 20 W/mK para a parede (valores tabelados em [91, 92]).

No que à simulação de fugas de vapor diz respeito, considerou-se que em virtude de uma fuga de grandes dimensões não necessitar de qualquer sistema de diagnóstico para ser identificada devido às enormes alterações causadas em todos os parâmetros operativos do equipamento, apenas faria sentido simular fugas de tamanhos relativamente reduzidos, tendo sido considerados casos equivalentes a furos circulares com 5, 10 e 20 mm de diâmetro.

Como já referido, os pressupostos subjacentes à simulação de fugas de vapor reproduziram características equivalentes às de um circuito de vapor semelhante ao encontrado em inúmeras instalações reais, com água pressurizada a 4 bar e temperatura de 400 °C (673 K), o que, considerando a pressão existente no interior da fornalha (próxima da atmosférica) e o estrangulamento induzido pelos diâmetros de furo acima referidos, conduziria a condições de *choked flow* para o caudal de fuga.

De modo a simular as várias severidades de fugas a considerar, procedeu-se ao cálculo das condições de fronteira a impor à fonte de massa e momento [100].

Sabendo que para vapor de água a 673 K a razão de calores específicos  $k$  é:

$$k = \frac{c_p}{c_v} \simeq 1.275 \quad (4.8)$$

é possível calcular a pressão crítica no interior da fornalha abaixo da qual o escoamento passará a ser estrangulado:

$$\frac{p^*}{p_0} = \left( \frac{2}{k+1} \right)^{\frac{k}{k-1}} \quad (4.9)$$

*i.e.*, para  $p_0=4$  bar:

$$p^* = 0.5283p_0 = 211.2 \text{ kPa} \quad (4.10)$$

Visto esta pressão ser superior à atmosférica, as condições para a ocorrência de *choked flow* estão garantidas.

Considerando que  $R_{(\text{vapor}, 673 \text{ K})} = 0.4615 \text{ kJ/kg.K}$ , a velocidade crítica  $v^*$  vem:

$$v^* = \sqrt{kRT^*} \quad (4.11)$$

Esta velocidade crítica pode então ser utilizada no cálculo das condições de fronteira necessárias à especificação das fontes de massa e quantidade de movimento pontuais, destinadas a reproduzir o efeito de cada uma das fugas de vapor, como o caudal mássico:

$$\dot{m} = \rho \dot{v} = \rho v^* \frac{\pi d^2}{4} \quad (4.12)$$

onde  $\rho_{(\text{vapor}, 673 \text{ K})} = 1.29 \text{ kg/m}^3$  e  $d$  é o diâmetro de furo a considerar. É também necessário calcular a energia cinética turbulenta:

$$k = \frac{3}{2} I^2 v^2 \quad (4.13)$$

onde  $I$  é a intensidade da turbulência e  $v$  a velocidade. É além disso necessário o cálculo da componente de dissipação de turbulência:

$$\varepsilon = \frac{K^{3/2}}{0.3d} \quad (4.14)$$

onde  $K$  é a energia cinética turbulenta e  $d$  o diâmetro simulado. As figuras 4.25 e 4.26 ilustram resultados de algumas simulações de fugas de vapor.

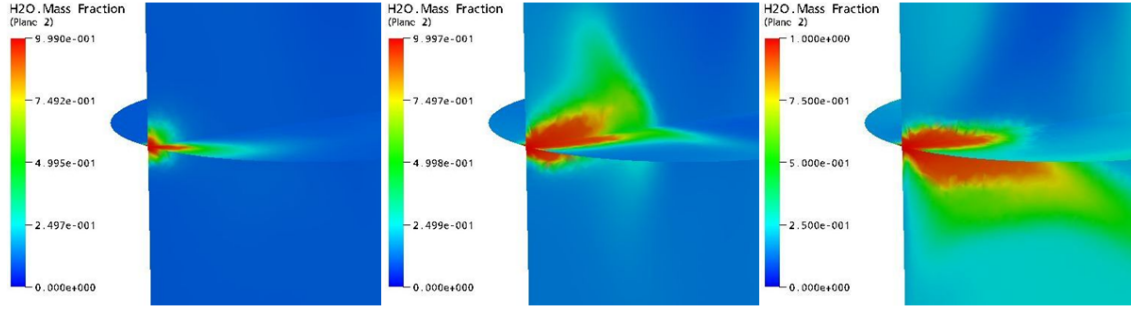


Figura 4.25: Frações molares de água na simulação da ocorrência de fugas de vapor com diâmetros de 5, 10 e 20 mm.

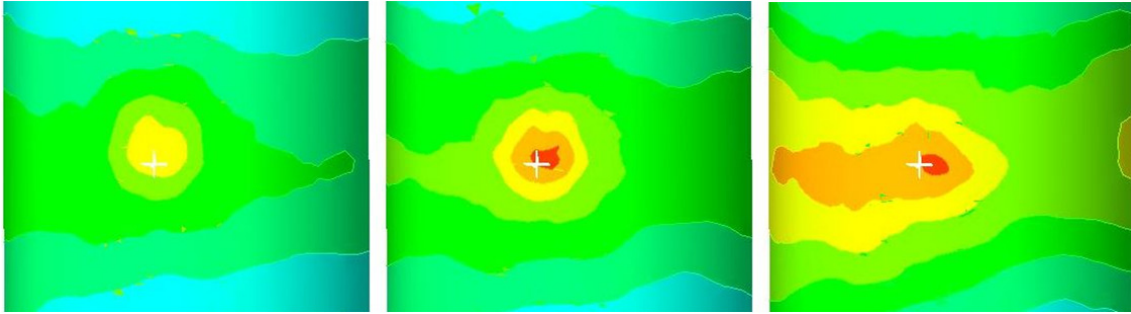


Figura 4.26: Contornos de radiação incidente na superfície da fornalha(escala constante) junto à localização da fuga, na simulação da ocorrência de fugas de vapor com diâmetros de 5, 10 e 20 mm.

Apresentam-se a seguir alguns gráficos ilustrativos de exemplos de variações de razões de fluxos de calor  $r$  e  $\psi_w$  (redesignada  $R$  no restante do texto) utilizadas como parâmetros de diagnóstico, para várias localizações e severidades na fornalha, induzidas pela ocorrência de fugas e sujamentos.

Em qualquer dos gráficos apresentados são visíveis curvas relativas aos valores padrão para os parâmetros de diagnóstico seleccionados e para as localizações em causa, juntamente com exemplos de variações induzidas nesses mesmos parâmetros pelos fenómenos detrimenais simulados com diferentes intensidades.

O comportamento qualitativo das simulações é consentâneo com o previsto. No caso das simulações de fugas de vapor é visível que o transporte do vapor de água (que não é transparente à radiação, lembre-se) pelo padrão global de escoamento afecta as superfícies "a jusante", e obviamente tanto mais quanto maior for a severidade da fuga. Por outro lado, fugas verificadas nos níveis inferiores afectam muitíssimo pouco superfícies localizadas "a



montante" do escoamento, já que descontando eventuais recirculações locais o padrão global de escoamento leva o vapor de água para a zona de escape e consequentemente para longe dessas mesmas superfícies.

As alterações causadas pelo sujamento, em virtude deste parâmetro depender essencialmente das características da parede e não da introdução de qualquer elemento gasoso participativo, conduzem a variações sensíveis em todo o domínio mas tanto mais acentuadas quanto maiores forem os níveis de temperaturas das superfícies em causa, o que leva a alterações globalmente mais acentuadas para situações induzidas no nível A (onde ocorrem temperaturas superiores) e muito menos evidentes na globalidade do sistemas quando estas ocorrem no nível C (mais frio).

Estas diferenças de comportamento em termos da magnitude dos efeitos induzidos pelas situações detriminentais pode obviamente ter repercussões no desempenho futuro do sistema de diagnóstico a que se destinam em última análise os cenários de crise gerados, uma vez que alterações mais acentuadas serão em princípio mais facilmente apreendidas do que outras menos sensíveis. Este facto pode inclusivamente servir para fazer alguma previsões mesmo que qualitativas do comportamento previsível so sistema de diagnóstico, sendo obviamente alguma previsões mais evidentes do que outras. A previsão de uma maior facilidade de diagnóstico para as situações de maior gravidade, independentemente do fenómeno, é por exemplo bastante natural.

Apesar dos resultados das várias simulações apresentarem comportamentos qualitativos consentâneos com o esperado face a experiência prévia, relembre-se no entanto que a sua validade quantitativa não pôde ser avaliada por falta de valores experimentais que permitissem esse processo de validação. O trabalho prosseguiu então, com essa ressalva, mas sem que uma eventual menor qualidade dos valores simulados colocasse em causa a validade da metodologia implementada, já que esta não depende intrinsecamente dos valores particulares dos dados utilizados.

## 4.6 Resumo do Capítulo

Neste capítulo foi discutida a aplicação das metodologias e parâmetros de diagnóstico discutidas nos capítulos anteriores. À luz dos processos e mecanismos físico-químicos em presença no contexto do presente trabalho.

Foi apresentado o enquadramento do trabalho, em termos das características do sistema a diagnosticar e da definição dos objectivos do sistema de diagnóstico. Foi nomeadamente referida a necessidade de desenvolver e validar um modelo numérico de uma fornalha passível de servir de base de trabalho, com base em dados experimentais disponíveis, juntamente com os pressupostos, aproximações e simplificações efectuados.

Foram também definidas as situações anómalas a serem avaliadas pelo sistema de diagnóstico, juntamente com os parâmetros e metodologia a implementar para o efeito.

Particularizou-se a implementação das simulações numéricas necessárias à caracterização dos cenários anómalos, apresentando-se os respectivos resultados.

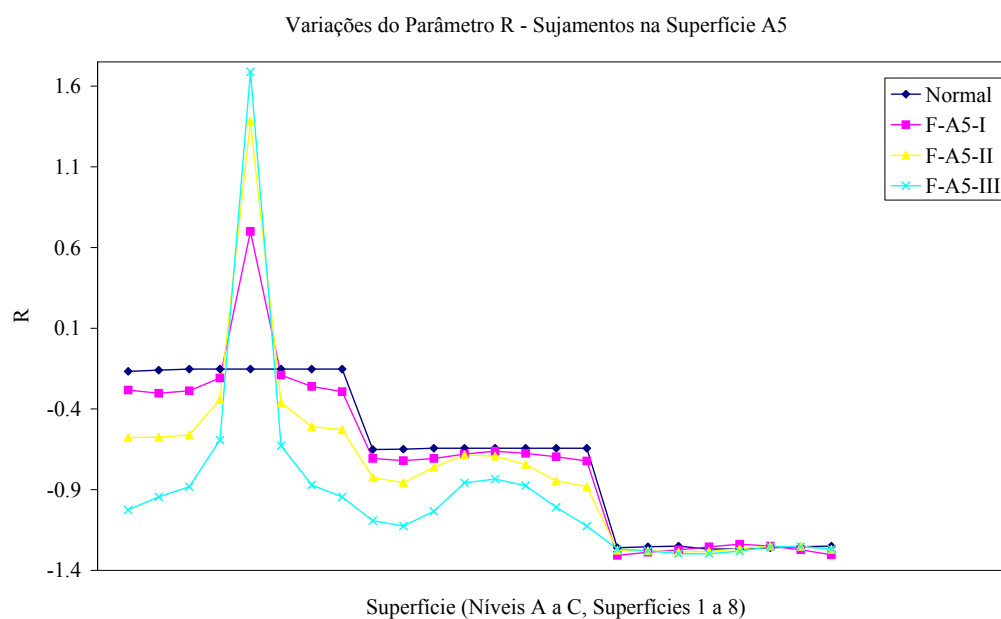


Figura 4.27: Variações do Parâmetro  $R$  para as 3 intensidades de sujamento simuladas na Superfície A5 (valores médios das várias simulações efectuadas para cada caso).

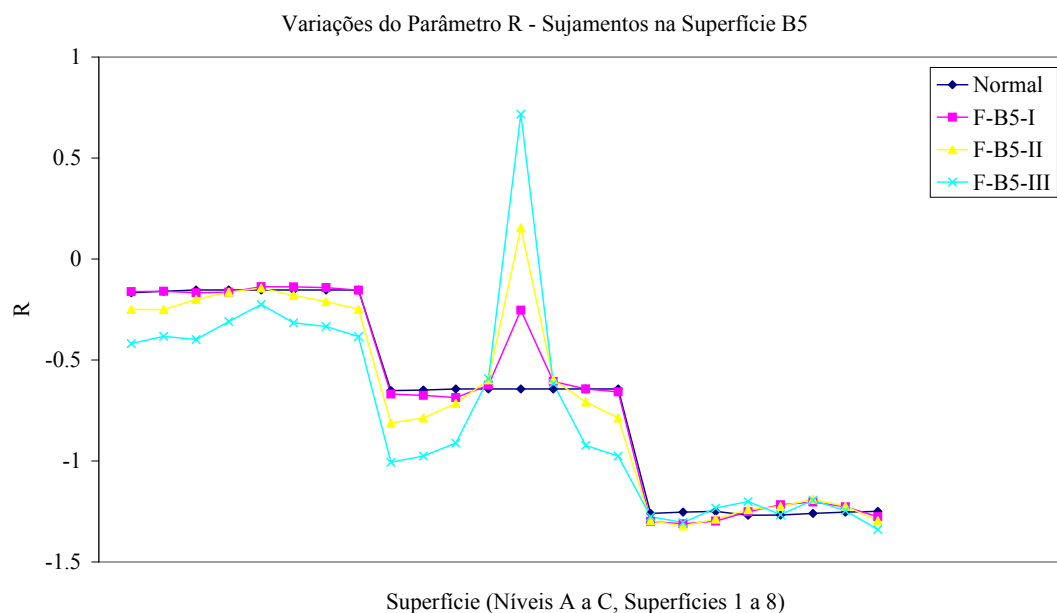


Figura 4.28: Variações do Parâmetro  $R$  para as 3 intensidades de sujamento simuladas na Superfície B5 (valores médios das várias simulações efectuadas para cada caso).

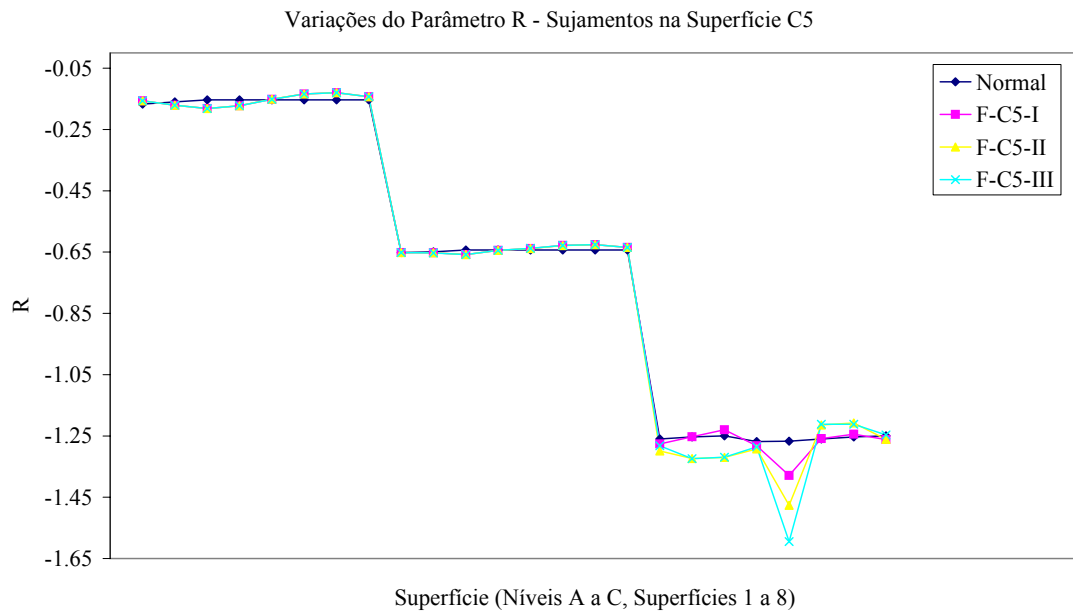


Figura 4.29: Variações do Parâmetro  $R$  para as 3 intensidades de sujamento simuladas na Superfície C5 (valores médios das várias simulações efectuadas para cada caso).

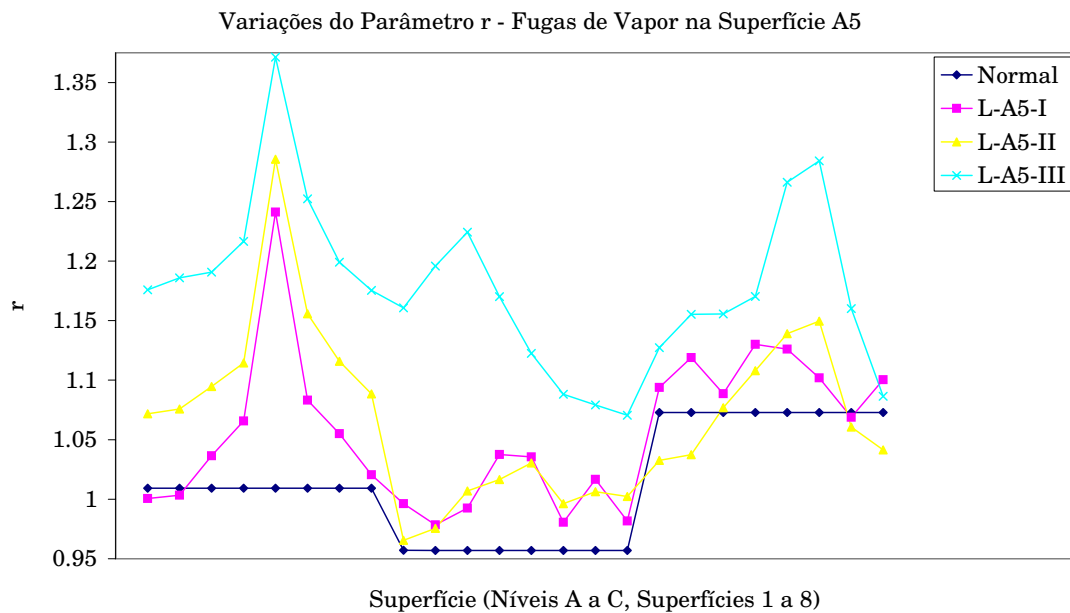


Figura 4.30: Variações do Parâmetro  $r$  para as 3 intensidades de fugas de vapor simuladas na Superfície A5 (valores médios das várias simulações efectuadas para cada caso).

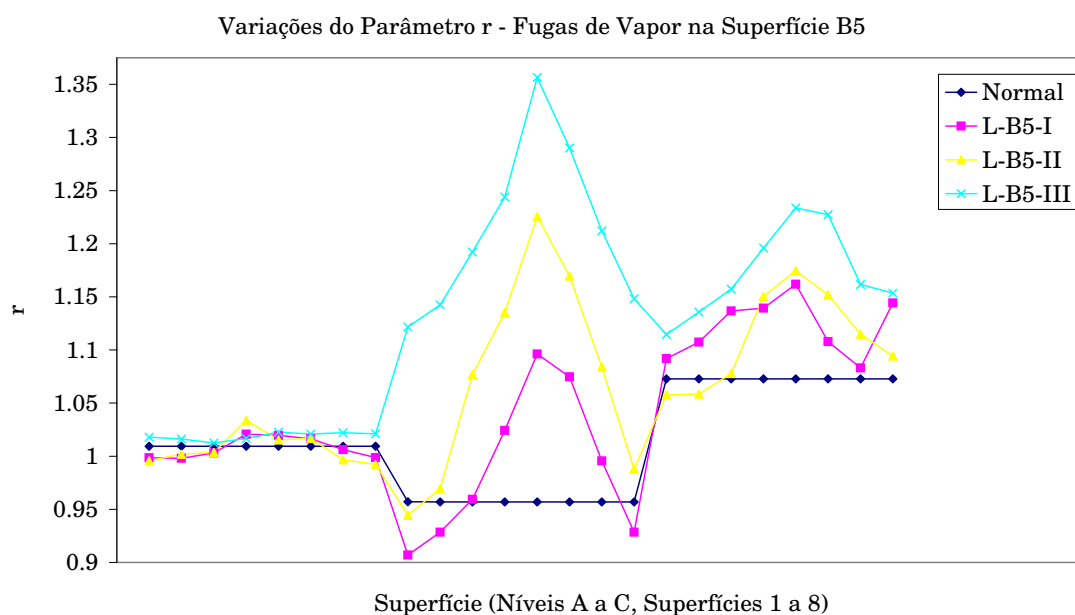


Figura 4.31: Variações do Parâmetro  $r$  para as 3 intensidades de fugas de vapor simuladas na Superfície B5 (valores médios das várias simulações efectuadas para cada caso).

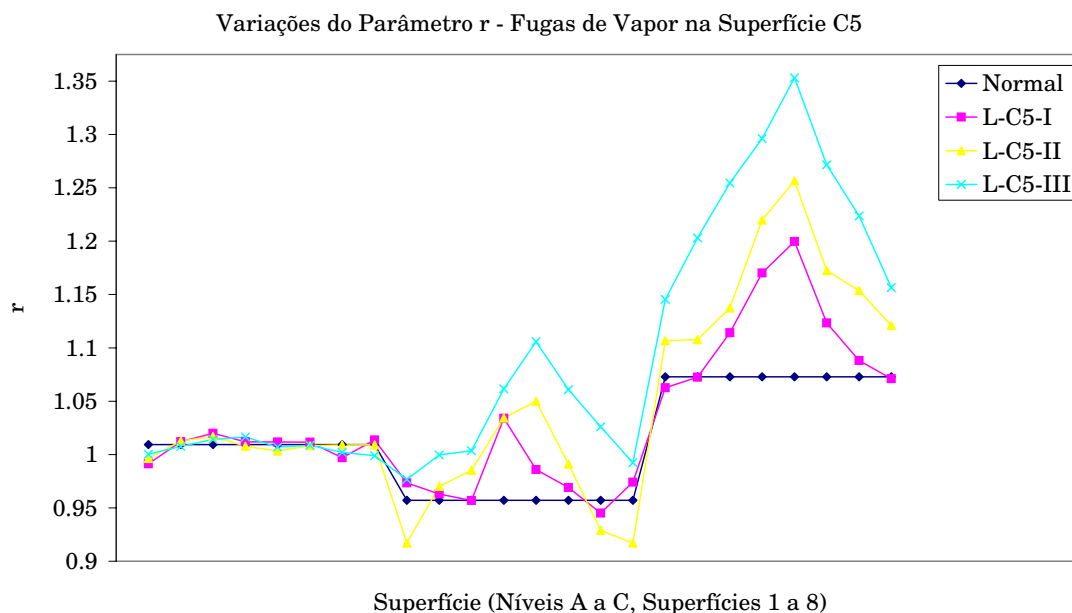


Figura 4.32: Variações do Parâmetro  $r$  para as 3 intensidades de fugas de vapor simuladas na Superfície C5 (valores médios das várias simulações efectuadas para cada caso).

## Capítulo 5

# Aplicação de Redes Neurais num Sistema de Diagnóstico

### 5.1 Objectivo e Metodologia Geral Adoptada

Os capítulos anteriores consistiram essencialmente numa passagem em revista das opções disponíveis tanto em termos de modelos matemáticos como de variáveis de diagnóstico e meios de medição adequados, bem como na identificação do sistema térmico utilizado como referência para implementação de metodologias de diagnóstico. Nessa óptica, foi discutida a necessidade de desenvolver um modelo numérico para a fornalha em causa, procedendo-se à respectiva validação e ao seu uso na geração de dados relativos aos cenários associados às situações detrimenais ao desempenho da fornalha, a serem avaliadas pelo sistema de diagnóstico.

Uma vez identificado o sistema a diagnosticar e obtidos os dados necessários à implementação desse processo, a metodologia a utilizar para o efeito pode ser seleccionada tendo em conta os requisitos necessários e as vantagens e desvantagens de cada uma das possibilidades discutidas nos capítulos anteriores.

A possibilidade de avaliar directamente os vários parâmetros de diagnóstico permitiria desde logo efectuar um diagnóstico, mesmo que estritamente local, aplicado a cada uma das localizações de medição/simulação, através de uma avaliação dos parâmetros tanto directa, por parte de um utilizador experimentado, como indirectamente utilizando alguma ferramenta como um sistema pericial codificando essa experiência, fazendo eventualmente uso de técnicas como *fuzzy logic* (cuja utilização se tem generalizado, remontando a [101]) de modo a tornar o diagnóstico menos "determinístico". Um diagnóstico baseado apenas numa avaliação local dos vários parâmetros citados correria sempre o risco de não considerar eventuais interacções, em princípio fortemente não-lineares no contexto no presente trabalho, entre variáveis relevantes na caracterização do problema.

Assim, algum tipo de algoritmo passível de codificar as relações subjacentes ao padrão de distribuição dos valores e localização das variáveis seria obviamente mais capaz de correlacionar as variáveis operacionais do equipamento com os critérios de diagnóstico seleccionados, efectuando por exemplo um reconhecimento de padrão com base nas correlações desenvolvidas.

Face ao exposto ao longo do Capítulo 2, uma das metodologias naturalmente candidatas a ser utilizada para este fim no presente enquadramento consiste na utilização de redes neu-

ronais. Relembre-se que entre as suas principais virtudes previamente referidas se encontram características como baixos requisitos de modelização (quando comparados com métodos analíticos) ou a resistência ao ruído. A utilização de uma rede neuronal reduz efectivamente os requisitos de modelização, necessitando apenas de conjuntos de *input-output* de modo a proceder à aprendizagem necessária ao reconhecimento de padrão, enquanto que as características subjacentes à própria metodologia possibilitam a sua relativa imunidade a ruídos, sejam eles de origem sensorial/processual ou como no caso presente de incertezas inerentes à simulação numérica.

Sendo as redes neurais técnicas baseadas na utilização de um histórico de registo de dados, e atendendo à inexistência destes últimos para os cenários de crise a serem considerados, o modelo numérico desenvolvido e validado para situações normais foi utilizado na sua geração. Das simulações numéricas supracitadas resultam valores das grandezas físicas que constam da formulação das variáveis de diagnóstico discutidas anteriormente. Estas são então coligidas numa base de dados caracterizando toda uma gama de situações tanto normais como anómalas, constituindo o conjunto de variáveis relativo a cada situação um dado padrão característico passível de ser reconhecido.

A base de dados é assim desenvolvida e processada de modo a ser utilizada no treino de uma rede neuronal capaz efectuar o reconhecimento de padrão. Uma vez treinada a rede, esta passa a possuir a capacidade de classificar cada novo conjunto de "medições", *i.e.* de valores simulados, numa das classes ou cenários previamente definidos quando do processo de simulação de cada uma. Relembrando a ausência de dados relativos às situações anómalas, são separados conjuntos de dados diferentes ao subdividir a base de dados em conjuntos de treino, validação e teste do desempenho do sistema de diagnóstico.

Vários algoritmos de treino e parâmetros de rede são então comparados e avaliados em termos do seu desempenho no reconhecimento dos padrões apresentados, fundamentando o diagnóstico.

## 5.2 Redes Neurais — Generalidades

O processo de treino de uma rede neuronal a desenvolver para aplicações de reconhecimento de padrão encontra uma analogia bastante eloquente com um processamento efectuado por *softwares* de reconhecimento de texto, nomeadamente manuscrito, que fazem frequentemente uso desse tipo de metodologia para o efeito. De forma algo simplista, o processo pode ser descrito como segue.

Um dado campo de medições (*e.g.* ópticas) resultará no preenchimento de um reticulado de forma diversa em termos de saturação de preto e branco, conforme a letra analisada pelo sistema óptico. O processo de treino da rede consiste essencialmente na apresentação de vários reticulados com diferentes padrões de distribuição, correspondendo a um certo número de tipos de fonte para a mesma letra, juntamente com o *input* de rede associado, para cada célula do reticulado.

Os *outputs* da rede poderão então ser tantos quanto o número de letras a reconhecer, tomando a forma de um valor unitário para a letra em causa e nulo para os restantes, para cada par de *input-output* no conjunto de treino. Uma vez treinada a rede, utilizando técnicas adequadas a serem referidas abaixo quando da discussão da sua implementação, cada reticulado medido e apresentado à rede resultará em diferentes valores para cada um dos *outputs*, correspondendo o maior deles à letra mais provável.

A utilização de redes neuronais é reconhecidamente um processo fortemente dependente da experiência do programador, pelo facto de existirem apenas regras empíricas algo vagas tanto para a escolha de parâmetros de rede (de que o número de camadas ocultas e de neurónios em cada uma delas são exemplos), como na própria subdivisão dos dados disponíveis em conjuntos de treino, teste e validação, como referido em detalhe na secção seguinte, relativa à sua implementação.

O processo de treino da rede destina-se ao ajuste dos pesos das ligações entre os elementos da mesma de modo a obter uma correspondência tão fiel quanto possível entre um dado *input* (usualmente um vector com várias linhas) e um *output* específico correspondente, decorrendo o processo até que um critério de comparação arbitrário ser atingido. Esta metodologia denomina-se treino supervisionado, em virtude de ser indicada de forma inequívoca a correspondência subjacente aos pares *input-output* apresentados, sendo este tipo de treino o mais usual neste tipo de aplicação.

É evidente que um único elemento neuronal (i.e. um neurónio) isolado não terá por si só nenhuma capacidade interessante, enquanto que vários, combinados numa ou mais camadas, podem conjugar-se de modo a conferir ao conjunto um poder computacional apreciável [102, 103]. A arquitectura de uma rede consistirá então numa descrição do respectivo número de camadas, do número de neurónios em cada uma destas e da função de transferência associada a cada uma das ligações em causa, sendo a escolha da arquitectura mais adequada a cada caso particular ditada tanto pelos requisitos do problema como pela experiência prévia do programador.

Em vez de seguirem um conjunto de regras bem especificadas pelo programador, as redes neuronais artificiais aprendem a partir de regras intrínsecas aos conjuntos de amostras apresentados (i.e. relações entre as entradas e as saídas). Em virtude da computação efectuada pela rede treinada consistir no essencial num mapeamento dos valores de *input* para os de *output*, o número de neurónios de entrada e saída do sistema será ditado pelos parâmetros a avaliar. A experiência prévia do utilizador assume a sua importância na escolha do número de camadas intermédias e de neurónios em cada uma destas, de modo a facilitar a obtenção de um sistema com um desempenho adequado, na ausência de regras claras de selecção. Usualmente, quanto maior o número de neurónios em cada uma das camadas ocultas (designação alternativa das camadas intermédias entre as de *input* e *output*), melhor será o desempenho global da rede treinada, embora outros problemas possam surgir, relacionados com o aumento de complexidade do processo de selecção e ajuste de parâmetros de rede, juntamente com um inevitável aumento dos tempos de treino.

Como referido acima, um dos pressupostos do presente trabalho assentava na utilização das metodologias e algoritmos associados às redes neuronais mais simples, elementares e consagrados pelo uso. Nessa óptica, utilizaram-se em qualquer das opções descritas a seguir arquitecturas de rede com uma ou mais camadas ocultas, de tipo *feedforward* (sem retroacção entre camadas), utilizando algoritmos de treino de tipo *backpropagation* e funções de activação usuais neste tipo de arquitectura, ditas *logsig* e *tansig* (ilustradas abaixo) juntamente com a função *purelin*, comum mas menos interessante neste contexto, como referido adiante.

Uma arquitectura *feedforward* com pelo menos uma camada oculta e funções de activação *logsig-tansig* tem teoricamente a capacidade de aproximar qualquer função contínua com um grau de aproximação arbitrariamente pequeno, sendo as redes desse tipo por vezes referidas como sendo aproximadores universais [102-104].

No tipo de aprendizagem aqui utilizado, dita supervisionada, a rede produz a sua própria resposta a uma configuração que lhe é apresentada à entrada, após o que um supervisor

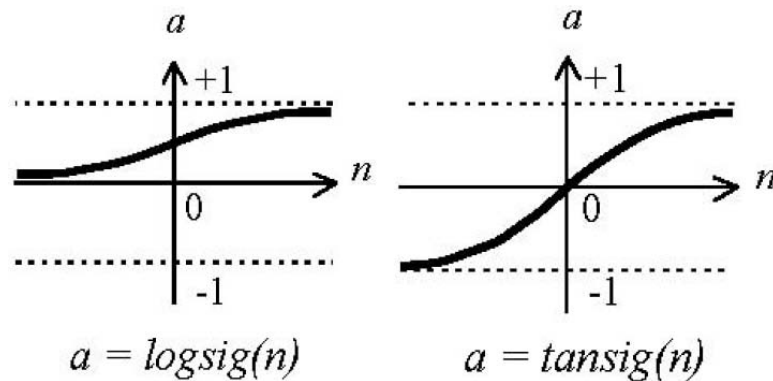


Figura 5.1: Funções de activação *logsig* e *tansig*

apresenta a resposta correcta. Se duas respostas são idênticas, não há necessidade de modificar os pesos das ligações. Caso contrário, a diferença entre estes dois valores é utilizada para modificar o peso das ligações existentes na rede. Este ajuste é feito até que o erro seja minimizado, i.e. até ser atingido um valor considerado satisfatório.

Define-se um ciclo de treino como sendo uma apresentação de todos os  $N$  pares de *input* e *output* do conjunto de treinos no processo de aprendizagem, podendo a correcção dos pesos num ciclo ser executada de dois modos, ditos modo Padrão e modo *Batch*.

Em modo Padrão, a correcção dos pesos acontece a cada apresentação à rede de um exemplo do conjunto de treino, baseando-se cada correcção somente no erro do exemplo apresentado naquela iteração, ocorrendo assim em cada ciclo  $N$  correcções. Por outro lado, em modo *Batch*, apenas uma correcção é feita por ciclo. Todos os exemplos do conjunto de treino são apresentados à rede, o seu erro médio é calculado e as correcções efectuem-se a partir deste erro. A *toolbox* de Redes Neurais do MATLAB implementa este modo de treino sob o nome *train* (ver [102] para pormenores relativos à sua implementação).

Em termos gerais, a implementação de redes neuronais artificiais deve obedecer a uma dada sequência de operações:

- **Passos 1 e 2 — Obtenção de dados e separação em conjuntos**

Os dois primeiros passos do processo são a obtenção de dados relativos ao problema e a sua separação em conjuntos de treino e de teste. Esta tarefa requer uma análise cuidadosa do problema para minimizar ambiguidades e erros nos dados. Os dados obtidos devem além disso ser significativos e fornecer uma cobertura tão ampla quanto possível do domínio do problema, não se restringindo a situações normais mas sim incluindo condições limite do domínio do problema.

O conjunto de dados obtido é usualmente separado em dados de treino, utilizados no treino da rede, e dados de teste, utilizados na verificação da sua performance sob condições "reais" de utilização. O conjunto de treino pode ainda ser subdividido, criando um conjunto de validação, utilizado para verificar a eficiência da rede quanto à capacidade de generalização durante o treino, possibilitando a utilização deste parâmetro como critério de paragem do treino.

Depois de determinados estes conjuntos, os dados que deles constam são geralmente colocados em ordem aleatória de modo a prevenir tendências associadas à respectiva



ordem de apresentação. Além disso, pode ser necessário pré-processar estes dados, através de normalizações e conversões de formato para torná-los mais apropriados à sua utilização na rede, como referido adiante.

### • Passo 3 — Configuração da rede

O terceiro passo consiste na definição da configuração da rede, por sua vez dividido em três etapas:

- Selecção do paradigma neuronal apropriado à aplicação;
- Determinação da topologia da rede a ser utilizada, em termos do número de camadas e de neurónios em cada uma, etc;
- Determinação de parâmetros do algoritmo de treino e funções de activação. Este passo tem um grande impacto na performance do sistema resultante.

Existem metodologias, "dicas" e "truques", na forma de regras empíricas, passíveis de serem utilizados nestas tarefas. A definição da configuração de redes neuronais pode ainda de certo modo ser considerada uma arte, requerendo grande experiência por parte dos projectistas.

### • Passo 4 — Treino

O quarto passo consiste no treino da rede propriamente dito. Nesta fase ajustam-se os pesos das ligações seguindo o algoritmo de escolhido. É importante considerar alguns aspectos tais como a inicialização da rede, já que uma boa escolha dos valores iniciais dos pesos da rede pode diminuir o tempo necessário para o treino. Normalmente, os valores iniciais dos pesos da rede são números aleatórios uniformemente distribuídos num intervalo definido, podendo uma escolha errada destes pesos levar a uma saturação prematura dos pesos neuronais.

Quanto ao modo de treino, embora o modo Padrão tenha menores requisitos de armazenamento de dados e seja menos susceptível ao problema de mínimos locais, o modo *Batch* apresenta melhores estimativa do vector gradiente, tornando o treino mais estável. A eficiência relativa de ambos dependerá geralmente do problema tratado, teoricamente com vantagem para o modo *Batch* em aplicações de reconhecimento de padrão como aquela aqui descrita [102].

No que ao tempo de treino diz respeito, vários factores podem influenciar a sua duração, sendo sempre necessário utilizar um critério de paragem. O critério de paragem do algoritmo *backpropagation* carece de uma definição satisfatória, sendo geralmente utilizado um número máximo de ciclos mas nunca perdendo de vista a taxa de erro médio por ciclo e a capacidade de generalização da rede.

Pode ocorrer que num determinado instante do treino a generalização comece a degenerar num problema de *overtraining* ou *overfitting* [102-104], *i.e.* a rede especializa-se demasiado no conjunto de dados do treino e perde a capacidade de generalização. O treino deve ser então interrompido quando a rede apresentar uma boa capacidade de generalização e quando a taxa de erro for suficientemente pequena, ou seja menor que um erro admissível. Deve-se assim encontrar um ponto óptimo de paragem com erro mínimo e capacidade de generalização máxima.

- **Passo 5 — Teste**

Durante esta fase o conjunto de teste é utilizado na determinação da *performance* da rede, com base em dados que não foram previamente utilizados, *i.e.* o conjunto de teste. O desempenho da rede, medido nesta fase, é uma boa indicação da sua *performance* real.

Podem ainda ser considerados outros testes como a análise do comportamento da rede utilizando entradas especiais e análise dos pesos sinápticos, já que caso existam valores muito pequenos, as ligações associadas podem ser consideradas insignificantes e eliminadas (*prunning*). Inversamente, valores substancialmente maiores que os outros poderiam indicar ocorrência de *overfitting*.

- **Passo 6 — Integração**

Finalmente, uma vez treinada e avaliada a rede, esta pode ser integrada num sistema de diagnóstico inserido no ambiente operacional da aplicação. Para maior eficiência da solução integrada global, este sistema deverá ser de fácil utilização, contando com uma interface conveniente, e permitir a aquisição de dados através de cartas electrónicas, interfaces com unidades de processamento de sinais ou arquivos e registos de dados.

O sistema deve além disso monitorizar periodicamente a sua *performance*, procedendo-se à manutenção da rede quando necessário, nomeadamente retreinando-a periodicamente. Outras melhorias poderão ainda ser sugeridas à medida que os utilizadores se forem tornando mais familiarizados com o sistema.

O algoritmo *backpropagation* supracitado é o método mais utilizado para o treino de redes neuronais, enquadrando-se na aprendizagem supervisionada, sendo usualmente aplicado a redes com múltiplas camadas do tipo *feedforward*. A ideia básica do algoritmo passa pela actualização dos pesos da última camada de acordo com a regra *delta*, propagando o erro "para trás" (da saída para a entrada) para as outras camadas, alterando os pesos de acordo com a influência destes na saída e diminuindo progressivamente o erro.

O algoritmo *backpropagation* é uma generalização do algoritmo do método dos mínimos quadrados, que utiliza técnicas de gradiente descendente interactivo de forma a minimizar uma função, dita de custo, igual à diferença média quadrada entre a saída desejada e a saída real da rede. A actualização dos pesos sinápticos efectua-se na direcção de maior decrescimento da função de desempenho, *i.e.* inversamente ao gradiente, podendo uma iteração do algoritmo ser escrita do seguinte modo:

$$\Delta x_i = -\eta_i \frac{\delta_{\text{Erro}}}{\delta x_i} \quad (5.1)$$

ou seja

$$\mathbf{x}_{i+1} = \mathbf{x}_i - \eta_i \mathbf{g}_i \quad (5.2)$$

onde  $x_k$  é o vector dos pesos sinápticos actuais,  $g_k$  é o gradiente e  $\eta_k$  a razão de aprendizagem.

O treino pode ser encarado como um processo de optimização por gradiente numa superfície de erro, com os problemas inerentes a este processo, nomeadamente a possibilidade de ocorrência de mínimos locais. Este problema pode ser ilustrado imaginando que na superfície existem "vales" com menor profundidade que outros, constituindo mínimos locais, que não representam a melhor solução possível, ou seja o mínimo global.

O algoritmo *backpropagation* não é imune a este tipo de problema, existindo metodologias várias passíveis de evitar a sua ocorrência mas com a desvantagem de serem muito mais complexas e lentas que o método convencional do gradiente descendente.

Particularmente utilizada é a técnica dita de *momentum*, (modo de treino denominado *Gradient Descent with Momentum (traingdm)* na *toolbox* de Redes Neurais do MATLAB que tenta evitar os mínimos locais com base na inércia da alteração dos pesos na direcção de um mínimo "mais global", avaliando as variações ocorridas na iteração anterior, permitindo usar velocidades de aprendizagem maiores sem no entanto correr o risco do algoritmo ignorar o mínimo global. De certo modo, esta técnica actua como um filtro, ignorando irregularidades menores da superfície de erro [102, 103].

Na prática a utilização de funções de transferência sigmoidais (logsig e tansig) pode conduzir a superfícies de erro apresentando regiões com pequenos declives, essencialmente nos extremos do contradomínio das funções. As soluções adoptadas para evitar a paralisia do algoritmo passam usualmente pela utilização de heurísticas de verificação dos valores de gradiente.

Um parâmetro essencial de que depende o tempo de treino é tamanho do passo  $\alpha$  (também designado razão de aprendizagem ou *learning rate*) utilizado pelo algoritmo para "percorrer" a superfície de erro, com influência decisiva na velocidade de convergência, já que valores muito pequenos de  $\alpha$  tornam evidentemente a convergência lenta, enquanto que valores elevados a tornam mais rápida. Por outro lado, pequenos valores de  $\alpha$  diminuem a probabilidade de não se conseguir detectar mínimos, enquanto que valores elevados nas proximidades de um mínimo levam ao risco de saltos e oscilações em torno deste.

Para a maioria dos casos, se na iteração  $i$  um dado neurónio  $x^k$  tem a sua entrada normalizada  $|x_i^k| < 1, \forall i, k$  e o maior número de sinapses que alimenta esse neurónio é  $N_{\max}$ , o treino converge se a equação

$$\alpha \leq \frac{1}{N_{\max}^2} \quad (5.3)$$

for verdadeira.

Outro possível problema reside no facto de, se o erro mínimo no fim do treino ainda for elevado, os acréscimos às sinapses serão grandes e ocorrerá uma oscilação em torno de um valor óptimo. Isto pode ser contornado iniciando o treino com um valor de  $\alpha$  maior e diminui-lo à medida que o treino progride.

Nas redes neurais de múltiplas camadas utilizam-se geralmente as funções de transferência sigmoidais supracitadas, do tipo logsig e tansig, embora se utilize ocasionalmente a função linear, purelin. Se a última camada tiver neurónios com funções sigmoidais (logsig/tansig), o *output* da rede será limitado a um pequeno intervalo de valores, enquanto que se forem utilizados neurónios lineares (purelin) o *output* da rede pode tomar qualquer valor. Uma camada de saída linear permite que a rede produza valores fora do intervalo  $[-1, 1]$  (tansig) ou  $[0, 1]$  (logsig), se a aplicação em causa a isso obrigar.

Como já referido, uma rede neuronal efectua o treino e o teste com os pares *input-output* disponíveis, estando estes pares divididos num conjunto de treino e noutro de teste. A rede é treinada com o conjunto de pares de treino, e a performance obtida é medida com o conjunto de pares de validação. Esta medida é necessária porque um treino demasiadamente prolongado (*overtraining*) leva a rede a uma superespecialização (*overfitting*) — sobretudo se existirem poucos pares *input-output* disponíveis para o treino - que piora a *performance* quando os dados de teste são apresentados. A subdivisão dos mesmos em conjuntos de treino, validação e teste

é usualmente feita utilizando respectivamente 60, 30 e 10% do número total de conjuntos disponíveis [104].

### 5.3 Pressupostos e Metodologia

De modo a obviar à falta de experiência relativa à utilização de metodologias de redes neurais e a ilustrar cabalmente as suas potencialidades, estabeleceu-se como pressuposto que o sistema de diagnóstico deveria utilizar os parâmetros de rede e os algoritmos de treinos mais simples e por isso mesmo de utilização mais corrente, *i.e.* o supracitado treino supervisionado de redes *feedforward* com *backpropagation*, mesmo que outras arquitecturas ou algoritmos de treino mais elaborados pudessem eventualmente fornecer melhores resultados, como referido adiante.

Independentemente das opções particulares seleccionadas para as várias abordagens testadas, uma dada sequência de operações teve de ser seguida de modo a converter os resultados oriundos das simulações numéricas.

Simulados os vários processos detrimenais ao desempenho da fornalha, como referido no capítulo anterior, os resultados dessas mesmas simulações tiveram de sofrer um processamento adequado de modo a permitir a sua utilização na elaboração do sistema de diagnóstico com base na utilização de redes neurais.

Uma vez que o formato de exportação de dados do CFX permitia a leitura dos valores simulados no software Excel (de forma análoga à utilizada durante a fase de validação do modelo de fornalha), as razões de fluxos de calor  $r$  e  $R$ , identificadas na Secção 4.4 como passíveis de caracterizar respectivamente a ocorrência de fugas e o sujamento, foram determinadas no módulo de pós-processamento do CFX e exportados, sendo gravados numa folha de cálculo adequada, com indicação da superfície em causa (*i.e.* informação relativa à geometria do problema), do fenómeno simulado e da gravidade da ocorrência (sintetizando desse modo o cenário particular a diagnosticar) e do valor simulado da variável de diagnóstico.

Muito embora os valores simulados de  $r$  e  $R$  pudessem ser utilizados sem qualquer outro tipo de processamento e introduzidos directamente como *inputs* de rede, algumas manipulações suplementares são recomendáveis de modo a melhorar o desempenho do sistema de reconhecimento de padrão.

Assim, as referências existentes apontam de forma unânime para a conveniência de se aplicar algum tipo de normalização aos dados disponíveis. Seguindo as recomendações encontradas, os dados (independentemente da sua divisão, como referido adiante) foram normalizados, dividindo todos os valores pelo de maior valor absoluto e confinando-os desse modo a um intervalo  $[-1, 1]$  e beneficiando em princípio a convergência dos algoritmos, principalmente no caso de se utilizarem funções *logsig*/*tansig*.

As funções de transferência sigmoidais referidas acima têm a particularidade de "comprimir" *inputs* provenientes de um domínio infinito para um contradomínio de *output* restrito. Caracterizam-se também pelo facto do seu declive tender para zero para *inputs* normalizados elevados, o que pode causar problemas de convergência devido à pouca amplitude do declive causar variações também elas pouco acentuadas nos pesos sinápticos mesmo que estes se encontrem longe de valores óptimos.

Outro cuidado a ter quando da utilização deste tipo de metodologia, e principalmente ao lidar com funções de activação de tipo *logsig*/*tansig*, passa pela aplicação de um factor de escala aos valores normalizados de modo a evitar a ocorrência de valores demasiado próximos

das assíntotas da função (*i.e.* 0 e 1 para funções logsig e  $-1$  e 1 para funções tansig) já que estes valores poderiam levar à saturação da função e consequentemente à paralisa ou divergência do processo de treino, ao minimizarem-se os gradientes entre iterações. Utilizam-se assim valores de 0.1 e 0.9 em vez de 0 e 1 de modo a diminuir a probabilidade de saturação, tanto para os vectores simulados utilizados como *inputs* como para os *outputs* de treino usados como objectivos.

De modo a obviar à ocorrência de tendências associadas à respectiva ordem de apresentação, os dados foram também colocados em ordem aleatória [102-104]. Foi também efectuada a divisão dos dados disponíveis em conjuntos de treino, verificação e teste, como referido em maior detalhe adiante.

Visto o sistema baseado em redes neuronais ser implementado na *toolbox* respectiva em ambiente MATLAB, era também necessário comunicar entre o Excel e este último *software*. Isto foi conseguido utilizando uma funcionalidade do MATLAB designada *Excel-Link*, que permite especificar matrizes no ambiente MATLAB seleccionando directamente as linhas e colunas pretendidas na tabela de Excel. O processo de especificação dos conjuntos de valores de *input-output* necessários ao treino da rede neuronal encontra-se assim grandemente facilitado.

Uma vez tratados os dados e estabelecido o modo de importação para o software a utilizar de forma a implementar as redes neuronais, importa definir o paradigma neural a utilizar. De facto, dentro do enquadramento supracitado, a escolha de parâmetros de rede era ainda suficientemente vasta para permitir uma larga gama de opções. A abordagem quiçá mais óbvia numa aplicação de reconhecimento de padrão tal como a discutida no presente trabalho passaria em princípio por efectuar o processo de diagnóstico de todos os processos de forma integrada, recorrendo ao treino de uma única rede neuronal, a que se apresentariam de uma só vez todos os vectores de *input*, *i.e.* todos os valores de  $r$  e  $R$  simulados), obviamente com um valor de *output* adequado em cada um dos casos.

Como referido anteriormente, estando a fornalha dividida em 24 superfícies onde o diagnóstico deve ser efectuado (8 superfícies por cada um dos 3 segmentos), a cada caso simulado correspondem 24 valores de  $r$  e outros 24 de  $R$ , num total de 48 *inputs*. Por outro lado, pretendendo-se avaliar a ocorrência de 2 fenómenos distintos em 3 graus de severidade diferentes para cada um deles, em 24 superfícies, são necessários 144 nós de *output*.

Para efeitos de treino da rede, cada input do conjunto de treino consistiria nos 24 valores de  $r$  e nos outros 24 de  $R$ , enquanto que nos *outputs* se colocariam valores unitários na situação anómala simulada correspondente aos valores de *input* respectivos, e nulos nas restantes, correspondendo *outputs* com valores totalmente nulos às situações normais, onde não ocorre nenhuma das situações de crise.

Embora perfeitamente exequível, e após alguns teste preliminares, esta opção foi considerada algo "temerária" considerando tanto a falta de experiência com este tipo de metodologia como inclusivamente a comparativa simplicidade dos exemplos encontrados na maioria das dezenas de referências consultadas, em termos do número de *inputs* e *outputs* (raramente ultrapassando a dezena em qualquer dos casos), quando comparados com a opção supracitada. Esta complexidade comparativamente mais elevada poderia potencialmente originar problemas de convergência do processo de treino ou eventualmente ao exceder da capacidade do binómio *hardware/software* disponível, caso o número de camadas e neurónios necessário a um desempenho satisfatório se revelasse demasiado elevado.

Foi então procurada outra abordagem, mais próxima da simplicidade dos exemplos encontrados na literatura pela menor dimensão dos vectores de *input* e *outputs* necessários. Simultaneamente, e por esse mesmo motivo, a abordagem alternativa seria também mais

simples de desenvolver, implementar e futuramente re-treinar, conseguindo-se uma "manutenção" subsequente menos onerosa tanto em termos de tempo como de complexidade, indo de encontro a um dos requisitos de integrabilidade enunciados anteriormente.

Essa abordagem decompõe o problema do diagnóstico, através de uma utilização "hierárquica" de várias redes neurais com vários fins distintos, num processo "em cascata" em que tarefas diferentes foram efectuadas de forma sequencial.

Este tipo de abordagem está também documentado, tendo sido desenvolvido e utilizado por motivos essencialmente iguais ao enunciados acima, tendo sido demonstrado que este tipo de estrutura modular permite uma optimização de cada um dos componentes da estrutura, utilizando a melhor configuração de rede ou até mesmo o melhor de entre vários paradigmas neurais possíveis conforme o mais adequado a cada uma das diferentes tarefas (ver nomeadamente [105], onde os cenários de falha a diagnosticar são também gerados com base em ferramentas CFD).

Na configuração proposta, uma primeira "camada" de diagnóstico, avalia apenas a ocorrência de situações anómalas, sem qualquer tentativa de avaliação da respectiva severidade ou localização. Para tal, são fornecidos à rede os mesmos 48 *inputs* que no caso anteriormente descrito. No entanto, o *output* desta primeira rede é neste caso substancialmente diferente, já que consiste apenas de dois valores, referentes à probabilidade de ocorrência de fugas e de sujamento.

Uma vez quantificada a probabilidade de ocorrência de cada um dos processos anómalos, o sistema de diagnóstico recorre a outras duas redes "dedicadas" de modo a avaliar a respectiva severidade. Neste caso, o *input* de cada uma das redes "secundárias" consiste apenas de 24 valores dos parâmetros  $r$  ou  $R$  conforme se trate da rede destinada a avaliar a ocorrência de fugas de vapor ou de sujamento. A severidade da ocorrência é então avaliada, especificando 72 *outputs* correspondentes às 24 localizações em que o fenómeno pode ocorrer com 3 classes de severidade distintas. Em qualquer dos casos, pretende-se que as redes treinadas retornem valores entre 0 e 1, quando confrontada com valores análogos aos utilizados durante o seu processo de treino (*i.e.* provenientes dos conjuntos de validação e teste). Recorde-se que em rigor, como já referido, os *outputs* pretendidos se situam entre 0.1 e 0.9 de modo a evitar a saturação das funções de transferência.

Embora como referido em maior detalhe adiante, quando da discussão das conclusões e sugestões para trabalho futuro, a questão da avaliação de falhas múltiplas não fique totalmente resolvida no presente trabalho, a abordagem hierárquica proposta permite contornar em parte o problema. Por inerência à arquitectura global do sistema e ao próprio processo de treino a que foi submetida, a rede do primeiro nível, que avalia a probabilidade de ocorrência de cada um dos fenómenos detrimenais, nunca detectará uma ocorrência simultânea de qualquer dos dois fenómenos, já que uma situação de falha múltipla seria necessariamente antecedida pela ocorrência de pelo menos um deles separadamente.

Definida a abordagem a ser utilizada em termos de paradigma neural, as características particulares da(s) rede(s) a ser(em) desenvolvida(s) têm de ser escolhidas, nomeadamente no que à topologia da rede diz respeito em termos do número de camadas e de neurónios, e da definição das funções de activação e dos algoritmos de treino a utilizar.

Simultaneamente, de modo a avaliar os méritos e obviamente os deméritos associados a cada uma das possibilidades consideradas, algum método de caracterização do respectivo desempenho deve também ser estabelecido.

Para o efeito, é calculado o coeficiente de correlação entre os dois vectores de modo a avaliar o ajuste entre cada *output* da rede após treino e o *output* "ideal" correspondente a



cada um dos cenários simulados.

Este processo é repetido para todos os vectores do conjunto de teste, obtendo-se assim um parâmetro objectivo de comparação entre os vários parâmetros, arquitecturas e algoritmos testados de modo a otimizar o processo de diagnóstico.

Um dos problemas mais comuns no treino de redes neuronais é como já referido a ocorrência de *overfitting*. O erro associado ao conjunto de treino pode atingir valores muito baixos, mas a introdução de novos dados não incluídos nesse conjunto resulta em *outputs* com valores de erro elevados, demonstrando que a rede "memorizou" os exemplos de treino sem adquirir capacidade de generalização para situações desconhecidas.

Uma abordagem possível poderia perfeitamente passar por um aumento do tamanho da rede de modo a conseguir um ajuste mais adequado, já que uma rede maior terá uma maior capacidade de gerar funções de *output* mais complexas. Por outro lado, uma rede demasiado pequena dificilmente terá capacidade de ajustar os dados mesmo que de forma incipiente, inviabilizando por maioria de razão qualquer possibilidade de *overfitting*.

É infelizmente bastante difícil determinar antecipadamente o tamanho de rede mais adequado a cada aplicação particular, sendo necessário outro método preventivo do *overfitting*.

O método mais comum, e utilizado no presente trabalho, denomina-se Paragem Antecipada, ou de forma mais corrente pela sua designação anglo-saxónica *Early Stopping*. A utilização deste método é a razão subjacente à divisão da base de dados disponíveis nos três conjuntos supracitados, podendo também a sua aplicação tomar o nome de validação cruzada.

O conjunto de treino é utilizado no cálculo do gradiente de iteração para iteração e na actualização dos pesos sinápticos, como vem sendo discutido no presente texto. O conjunto de validação tem a função de avaliar o erro durante o processo de treino, apresentando à rede dados que não constam do conjunto de treino durante este processo de modo a avaliar a capacidade de generalização da rede. O erro associado ao conjunto de validação tem usualmente tendência a diminuir durante a fase inicial do treino, tal como acontece com o erro do conjunto de treino. No entanto, a partir do momento em que a rede começa a entrar em *overfitting*, o erro de validação começará a aumentar. Quando para um número de iterações especificado o erro de validação aumenta, o treino é interrompido e os parâmetros sinápticos associados ao mínimo do erro de validação são retidos.

O terceiro conjunto, dito de teste, não é utilizado de nenhum modo durante o treino, servindo apenas para comparar diferentes algoritmos e arquitecturas. Caso o erro no conjunto de teste atinja um mínimo num número de iterações significativamente diferente que na validação, a divisão da base de dados completa pode não ter sido efectuada do melhor modo. Refira-se também que o *Early Stopping* é aplicável para qualquer das funções de treino supracitadas. Este processo de verificação do treino utilizando o conjunto de validação é por vezes designado validação cruzada.

Refira-se também que embora um aumento do tamanho da rede possa em princípio melhorar o seu desempenho, aumenta também a probabilidade de ocorrência de *overfitting*. Uma analogia com um processo de interpolação polinomial pode ilustrar este facto: uma rede maior pode aproximar-se com muita fidelidade dos pontos a interpolar, correndo o risco de afectar o comportamento da função interpolada entre esses mesmo pontos deixando de reproduzir o andamento real da função-objectivo.

Finalmente, é usual utilizar-se um factor de correlação associado a uma regressão linear ou quadrática de modo a exprimir o grau de relacionamento entre variáveis de *input* e *output*, podendo esse factor, como é hábito noutros contextos, tomar valores entre 0 e 1, correspondendo este último ao óptimo. Valores a partir de 0.8 são geralmente considerados como bastante

bons neste contexto [106, 107].

Para os tipos de rede e respectivas arquitecturas acima referidos, as várias opções a testar em termos do trinómio número de camadas /número de neurónios camada/algoritmo de treino serão então avaliadas com base num melhor compromisso entre um baixo número de camadas e neurónios e coeficientes de correlação para o conjunto de teste tão altos quanto possível, devendo determinar-se qual dos vários algoritmos testados apresenta um melhor desempenho.

O potencial das redes neuronais no desenvolvimento de um sistema de diagnóstico já foi referido previamente, nomeadamente em termos dos seus benefícios no que à robustez face ao ruído e aos baixos requisitos de modelização diz respeito.

No entanto, em virtude do seu desenvolvimento expedito assentar em grande medida na experiência prévia do programador devido à ausência de directrizes precisas a seguir, estas acabam de alguma forma substituídas por um conjunto algo vago de regras empíricas.

Exemplos deste tipo de regra são as listadas de seguida [106]:

- Equação de Kolmogorov (para uma camada oculta):  $N_h = 2J_i + 1$ ;
- Equação de Rogers e Jenkins:  $N_t = 1 + N_h(J_i + J_0 + 1)/J_i$
- Equação de Kalogirou:  $N_h = 1/2(J_i + J_0) + \sqrt{N_t}$

onde  $J_i$  é o número de neurónios de *input*,  $J_0$  é o número de neurónios de *output*,  $N_t$  é o número de neurónios para uma única camada oculta e  $N_h$  o número total de conjuntos de treino. À falta de regras claras para a selecção de parâmetros de rede, estas relações empíricas podem servir como ponto de partida.

Relembre-se também que o número total de conjuntos de treino  $N_h$  é um constrangimento proveniente de uma fase prévia do trabalho (embora passível de ser alterado caso se considere necessário aumentá-lo), enquanto que o número de neurónios de *input*  $J_i$  e o número de neurónios de *output*  $J_0$  serão ditados pela configuração de rede seleccionada, servindo então as expressões supracitadas para calcular números iniciais de neurónios  $N_t$  como valores de partida do processo de ajuste de parâmetros de rede, inicialmente apenas com uma camada oculta com a possibilidade de adicionar outras se necessário.

Processados e divididos de forma adequada os dados necessários, definidas as opções relativas ao paradigma neuronal e à estrutura de rede a utilizar, definida a metodologia de avaliação de desempenho das várias possibilidades, resta definir qual o algoritmo de treino conducente a um melhor desempenho, *i.e.* a uma rede tão pequena quanto possível para resultados adequados, avaliados com base nos coeficientes de correlação obtidos.

A *toolbox* de Redes Neurais do MATLAB permite implementar o algoritmo *backpropagation* com vários outros métodos de treino para além dos já citados *Batch* e *Gradient Descent with Momentum*, entre os quais o mais relevantes face às suas características (referida mais adiante) e frequência de utilização são:

- Algoritmo Levenberg-Marquardt (*trainlm*).
- Algoritmo *Resilient Backpropagation* (*trainrp*).
- Algoritmo *Adaptive Learning Rate* (*traingdx*).

Estes algoritmos serão assim aqueles a utilizar no desenvolvimento das redes neuronais que têm vindo a ser referidas no presente texto. Uma vez definida uma metodologia de comparação entre as várias opções testada e quais os parâmetros a testar e avaliar. É possível proceder a esse mesmo desenvolvimento, como explicado a seguir.



## 5.4 Implementação, Resultados e Conclusões

Uma vez que a *toolbox* de redes neuronais do MATLAB permite a especificação expedita dos vários parâmetros de rede e de treino, a sua utilização em conjunto com o Excel-Link não colocou grandes entraves ao desenvolvimento da aplicação.

Respeitando os pressupostos de simplicidade máxima, os parâmetros das várias redes acima descritos, respeitantes nomeadamente ao número de camadas e de neurónios em cada um, foram inicialmente estabelecidos com base nas regras empíricas disponíveis acima referidas, tendo os testes efectuados refinado e ajustado esses valores.

Os dados disponíveis para o desenvolvimento das redes consistem como já referido tanto de valores "normais" análogos aos obtidos quando da fase de validação, como daqueles resultante da simulação das várias localizações e intensidades dos processos detrimenais.

Utilizaram-se assim 73 conjuntos de valores "normais" (resultantes de várias simulações com condições padrão e de outras com variações cruzadas de até 2.5% em relação aos valores padrão dos caudais de combustível e comburente de modo a induzir alguma variabilidade suplementar), 216 conjuntos relativos ao sujamento e outros 216 relativos a fugas de vapor (em qualquer dos casos relativos a 3 simulações diferentes para 3 intensidades em 24 superfícies de diagnóstico). Estes conjuntos são subdivididos para cada uma das 3 redes segundo as proporções 60-30-10% referidas anteriormente, resultando no caso da rede destinada à avaliação de ocorrências anómalas em 303 conjuntos de treino, 151 de validação e 51 de teste, e em 173, 87 e 29 conjuntos para as redes de classificação. Relembre-se que a rede de avaliação utiliza todos os vectores gerados nas simulações numéricas, enquanto que as de classificação utilizam apenas os normais e aqueles relacionados com a ocorrência que devem avaliar, apenas com o parâmetro de diagnóstico correspondente.

Verifica-se que a equação de Kolmogorov para o número mínimo de conjuntos de treino, dadas as restrições de *inputs* e *outputs*, é verificada em qualquer uma das três situações. A equação de Rogers e Jenkins leva a valores iniciais de neurónios de 323 para a rede de avaliação e de 700 para as de classificação. A equação de Kalogirou resulta em valores de neurónios que excedem a capacidade do binómio hardware/software disponível, o que acaba por não surpreender atendendo ao facto desta regra empírica ter sido desenvolvida para sistemas com números de *inputs*, *outputs* e conjuntos de dados consideravelmente inferiores (da ordem da dezena no caso dos primeiros e de algumas dezenas no caso dos últimos) [107]. Poderia eventualmente ter sido utilizado um menor número de conjuntos de treino de modo a obter um número mais razoável de neurónios mas perder-se-ia potencialmente deste modo informação útil cuja obtenção implicou um esforço significativo a vários níveis.

Em virtude de toda a arquitectura proposta depender em primeira instância de um bom desempenho da rede destinada a decidir da normalidade do sistema ou pelo contrário da ocorrência de algum dos fenómenos detrimenais ao seu desempenho, começou-se então por determinar os parâmetros necessários ao seu desempenho óptimo.

Tomando como ponto de partida o número de neurónios calculado com base na equação de Rogers e Jenkins, e já que esta não especifica se estes devem estar repartidos por apenas uma ou pelo contrário por várias camadas intermédias entre *inputs* e *outputs* e lembrando o objectivo de se conseguirem as arquitecturas de rede mais simples possíveis, o procedimento para a determinação da melhor configuração passou então pelo teste de uma rede com apenas uma camada com os vários algoritmos de treinos disponíveis.

Vários critérios de paragem podem parar o treino, nomeadamente o atingir de um número de iterações ou épocas de treino máximo (fixado em 1000 no presente trabalho) ou alternati-

vamente de um erro global entre iterações definido arbitrariamente ( $1 \times 10^{-5}$  nos casos aqui discutidos). Verificou-se no entanto que em todos os casos testado o treino era interrompido pela rotina de validação cruzada, responsável por detectar a ocorrência de *overfitting* e por armazenar os parâmetros de rede que minimizam as diferenças obtidas entre os conjuntos de treino e de validação, preservando tanto quanto possível a capacidade de generalização da rede.

Começou-se por testar a opção de colocar todos os 173 neurónios calculados para a rede de avaliação numa única camada oculta e treinar a rede assim definida com os cinco algoritmos de treino supracitados, avaliando o desempenho em cada teste com base nos coeficientes de correlação obtidos para o conjunto de teste.

Ensaio preliminares sem recorrer à validação cruzada permitiram obter valores muito próximos dos ideais com erros arbitrariamente pequenos, mas testes com valores não incluídos no conjunto de treino resultavam em valores erróneos, denotando o esperado desprovemento de capacidade de generalização.

Verificou-se que os treinos efectuados (já que para cada configuração de rede e de algoritmo de treino a testar é desejável efectuar mais do que um treino em virtude das diferenças induzidas pelo estado do gerador de números aleatórios que inicializa os pesos sinápticos) para uma única camada oculta conduziam a resultados não tão satisfatórios quanto desejável em termos do ajuste com os valores-objectivo, *i.e.* valores médios de probabilidade de ocorrência da ordem dos 20% para situações onde deviam ser nulos e por volta dos 50% onde se deviam verificar valores unitários.

Os 173 neurónios foram então repartidos por duas camadas (85 por camada, inicialmente), testando-se o desempenho da rede com os vários algoritmos supracitados, efectuando incrementos sucessivos de 25 neurónios por camada (alternadamente ou em conjunto, em cada uma das duas camadas ocultas) de modo a avaliar a influência dessa adição. Verificou-se que as melhores aproximações aos valores-objectivo eram conseguidas com 200 neurónios por camada oculta, utilizando funções de activação tansig nas camadas ocultas e logsig na de *output* (de modo a comprimir automaticamente o *output* para valores no intervalo  $[0, 1]$ ).

Nesta configuração as probabilidades de ocorrência obtidas para situações normais (*i.e.* sem qualquer dos fenómenos detrimenais) cifraram-se em 80% dos casos (12 vectores em 15 "normais") abaixo dos 10%, com um máximo registado de 13.3%. As ocorrências "efectivas" foram avaliadas de forma semelhante para o sujamento e para as fugas de vapor, com mais de 85% dos casos (31 vectores em 36 "anormais") a retornarem probabilidades acima do percentil 90 e um mínimo registado de 83% para o fenómeno em causa, e simultaneamente com probabilidades inferiores a 12% e um máximo registado de 15.1% para o outro fenómeno (aquele que não ocorre naquela situação particular). Não foi detectada nenhuma ocorrência "falsa", nem por outro lado deixou de ser identificada uma ocorrência efectiva.

Note-se que a adição de neurónios suplementares para além dos referidos 200 por camada levava a uma interrupção muito mais precoce do processo de treino por parte da rotina de validação cruzada (tipicamente antes das 10 iterações, por oposição às 190 a 255 efectuadas na configuração retida), indicando a ocorrência do *overfitting* passível de se verificar associado ao aumento do tamanho de rede. Ilustra-se também deste modo o facto de nem sempre uma rede com mais neurónios (ou inclusivamente mais camadas) conduzir a um melhor desempenho.

No que aos algoritmos de treino diz respeito, verificou-se ser de todo impossível correr o algoritmo Levenberg-Marquardt por insuficiência de memória no equipamento disponível, o que não surpreende atendendo ao facto de este algoritmo se destinar principalmente a ser utilizado com bases de dados de tamanho moderado, em vez da de dimensões bastante

respeitáveis do caso presente.

O algoritmo que exibiu um melhor comportamento global foi o *Resilient Backpropagation* (*trainrp*), nomeadamente em termos de rapidez de convergência e de capacidade de generalização. A utilidade deste algoritmo reside na sua capacidade de eliminar os efeitos adversos dos baixos valores das derivadas parciais, utilizando apenas o sinal da derivada na determinação da direcção da actualização de peso sináptico, não tendo a magnitude dessa variação influência na actualização. O valor da actualização é determinado de forma separada. O valor actualizado para o peso de cada ligação é incrementado sempre que a derivada da função de desempenho em ordem a esse peso tem o mesmo sinal em duas iterações consecutivas, ou diminuído desse mesmo factor caso haja alteração no sinal da derivada, mantendo-se o valor de actualização se esta última for nula. Caso os pesos se encontrem a oscilar a alteração será assim atenuada, enquanto que se ocorrem alterações na mesma direcção ao fim de algumas iterações a magnitude da mudança de peso será amplificada (ver a referência [103] para os pormenores de implementação).

Os restantes algoritmos de treino, para além do algoritmo Levenberg-Marquardt e do algoritmo *Resilient Backpropagation* (*trainrp*), exibiram em qualquer dos casos desempenhos intermédios entre os conseguidos por estes últimos.

A título de exemplo apresentam-se no gráfico seguinte curvas típicas de erro no treino utilizando validação cruzada, sendo visível o progressivo afastamento entre os *outputs* de rede calculados com os conjuntos de treino e validação. Em qualquer dos gráficos deste tipo apresentados o número de iterações indicado é aquele onde ocorre a paragem do treino.

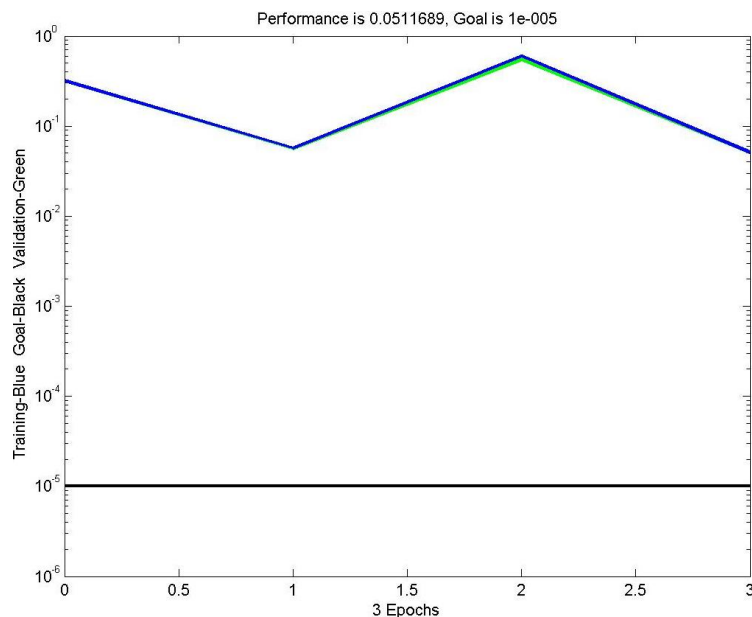


Figura 5.2: Processo de treino para a rede de avaliação. Uma rede sobredimensionada leva à ocorrência precoce de *overfitting* e à paragem do treino.

Os resultados obtidos com a rede supracitada indiciam assim a sua utilidade numa fase inicial de avaliação da normalidade do processo, identificando de forma satisfatória as anomalias simuladas. Uma vez identificada a ocorrência destas últimas, é então necessário proceder à respectiva classificação, em termos de localização e de severidade.

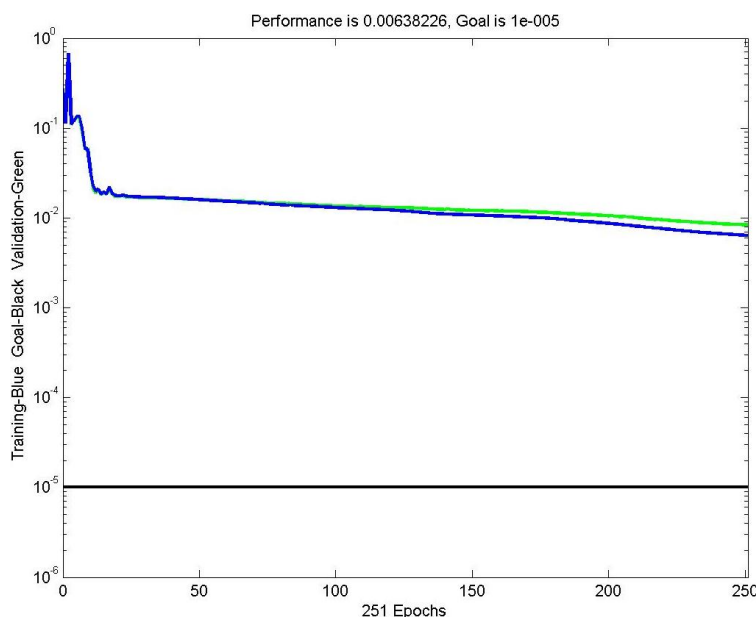


Figura 5.3: Processo de treino para a rede de avaliação. Neste caso decorre um número suficiente de iterações para que a rede obtenha um desempenho satisfatório sem prejuízo da sua capacidade de generalização.

O procedimento acima enunciado para a determinação dos parâmetros de rede e algoritmo de treino mais adequado à rede de avaliação foi repetido para as duas redes de classificação, com números de neurónios de partida iguais em virtude de apresentarem o mesmo número de *inputs*, *outputs* e conjuntos de treino.

Para a rede de classificação do sujamento, verificou-se que a colocação dos 700 neurónios calculados com a equação de Rogers e Jenkins numa única camada oculta levou quase imediatamente a uma paragem do treino pela rotina de avaliação, denotando a ocorrência de *overfitting* e sobredimensionamento da rede. Procedeu-se então a uma diminuição iterativa do número de neurónios, mantendo apenas uma camada oculta, de modo a determinar a configuração com melhor desempenho, tendo-se verificado um valor óptimo com 475 neurónios, com uma camada oculta tansig e uma camada de output logsig. Testes com números de neurónios semelhantes repartidos em duas ou mais camadas ocultas resultaram invariavelmente em desempenhos inferiores.

Uma diminuição do número de neurónios a partir dos 700 iniciais até aos referidos 475 levou a uma interrupção cada vez mais tardia do processo de treino por parte da rotina de validação cruzada (desde as 3 ou 4 iterações iniciais, até às 575 a 625 verificadas para a configuração retida), potenciando um processo de treino mais apurado, com erros associados inferiores e melhor desempenho em termos de ajuste com os valores-objectivo do treino.

Verificou-se um bom desempenho da rede treinada no reconhecimento dos padrões apresentados, com um comportamento global que corrobora alguma previsões qualitativas. De facto, como esperado, a exactidão de diagnóstico (medida através das probabilidades do ocorrências calculadas e dos coeficientes de correlação correspondentes) aumenta com a severidade da situação simulada e piora do nível A (junto ao queimador) para o nível C (junto ao escape). O efeito do aumento da camada de baixa condutividade, para a mesma superfície, é

intuitivamente evidente, enquanto que o seu efeito local será em princípio mais intenso na zona do queimador quando comparado com o verificado perto do combustor em virtude dos gradientes de temperatura em causa, sendo o aumento da temperatura superficial e logo dos fluxos de calor amplificado em zonas de mais alta temperatura.

Na configuração retida, os coeficientes de correlação obtidos cifraram-se acima de 0.85 em 83% do conjunto de teste (23 vectores em 29), com um mínimo registado de 0.82, razoavelmente perto do valor considerado satisfatório neste contexto, *i.e.* 0.85, ver [103, 104]. Quanto às probabilidades de ocorrência, os valores obtidos para situações normais (*i.e.* sem ocorrência de sujamento) cifraram-se em 87.5% dos casos (7 vectores em 8 "normais") abaixo do percentil 10, com um máximo registado de 11.4%. As ocorrências "efectivas" foram avaliadas com probabilidades acima do percentil 90 em 80.1% dos casos (17 vectores em 21 "anormais") e simultaneamente com probabilidades inferiores a 15% e um máximo registado de 17.4% para as restantes superfícies (onde não foram simuladas ocorrências).

Verificou-se mais uma vez não ser possível utilizar o algoritmo Levenberg-Marquardt por falta de memória, enquanto que o algoritmo *Resilient Backpropagation (trainrp)*, exibiu mais uma vez, em qualquer dos casos, desempenhos superiores aos restantes.

Apresentam-se gráficos ilustrativos de várias situações de treino, bem como de distribuições de probabilidades calculadas para várias situações de sujamento.

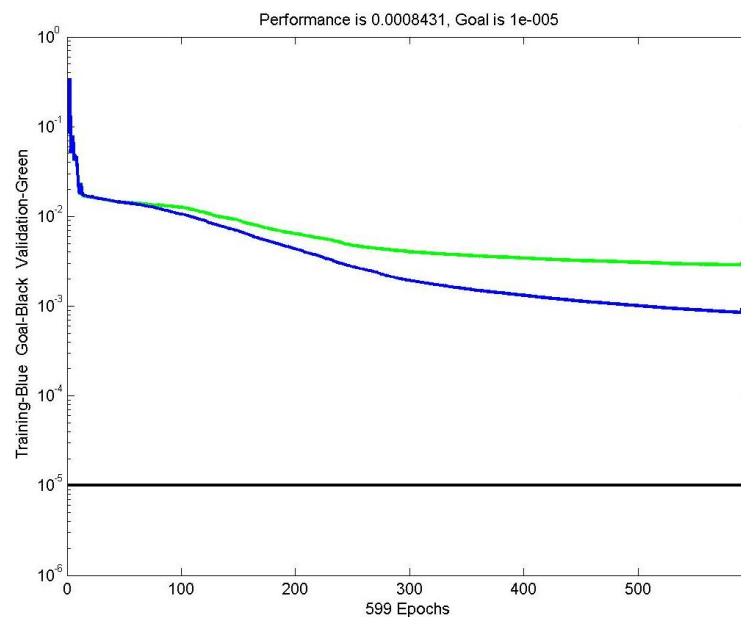


Figura 5.4: Processo de treino para a rede de classificação do sujamento. Compare-se o número de iterações e o erro estimado da rede com os exemplos das figuras anteriores.

O processo de treino da rede de classificação das situações de ocorrência de fugas de vapor foi essencialmente semelhante ao da rede relativa ao sujamento.

De facto, verificou-se mais uma vez que os 700 neurónios iniciais calculados com a equação de Rogers e Jenkins eram excessivos, embora neste caso a sua utilização permitisse um maior número de iterações que no treino da rede anterior, sendo este interrompido cerca das 50 iterações, ainda assim com resultados manifestamente insuficientes. A disposição de várias combinações de neurónios em mais que uma camada oculta produziu novamente resultados

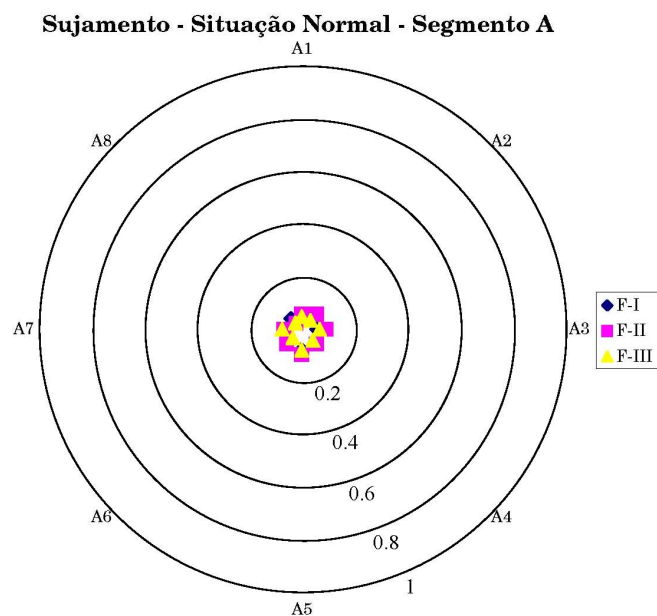


Figura 5.5: Diagnóstico de uma situação sem ocorrência de sujamento: probabilidades calculadas no Segmento A.

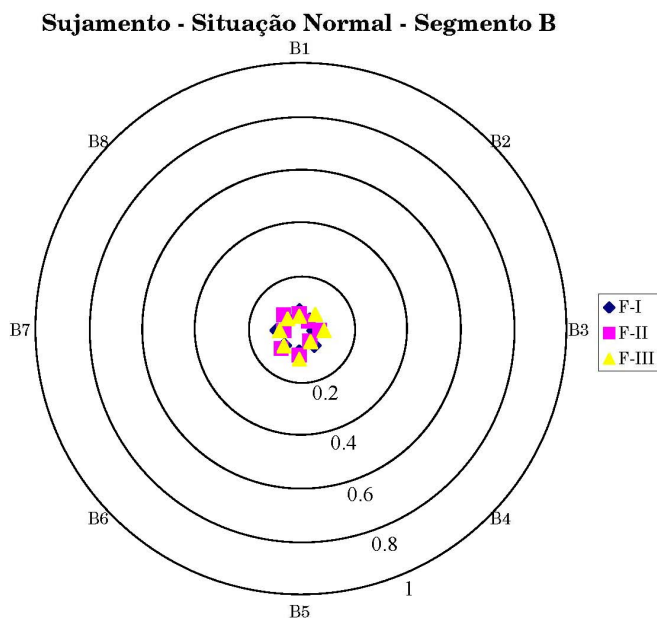


Figura 5.6: Diagnóstico de uma situação sem ocorrência de sujamento: probabilidades calculadas no Segmento B.

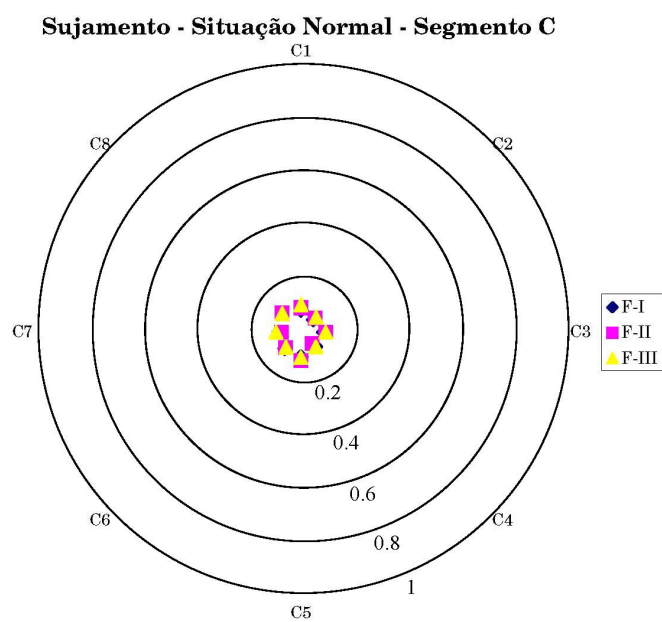


Figura 5.7: Diagnóstico de uma situação sem ocorrência de sujamento: probabilidades calculadas no Segmento C.

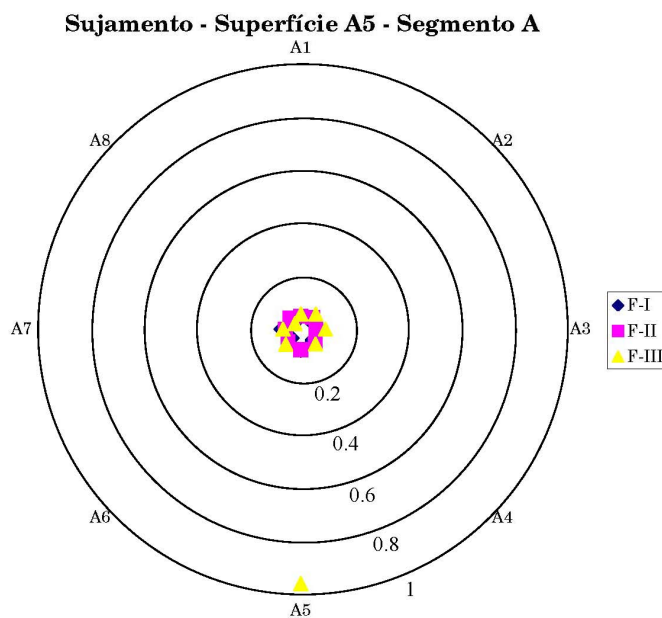


Figura 5.8: Diagnóstico de um sujamento de severidade III situado na Superfície A5: probabilidades calculadas no Segmento A.

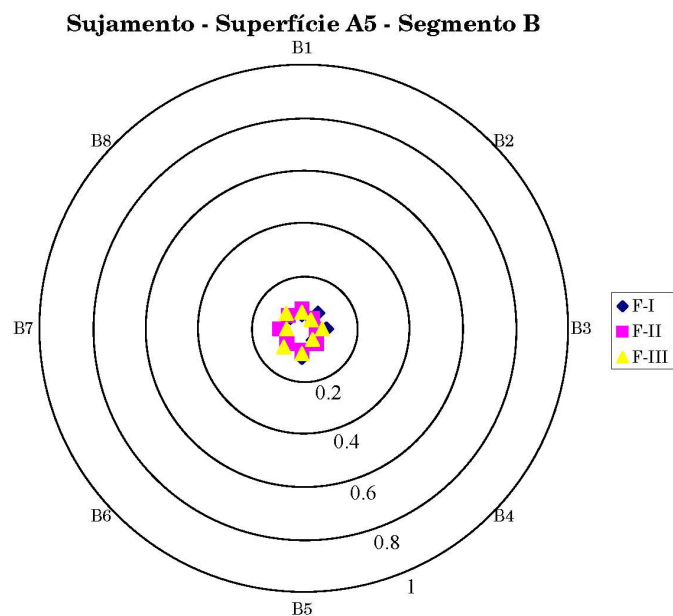


Figura 5.9: Diagnostico de um sujamento de severidade III situado na Superfície A5: probabilidades calculadas no Segmento B.

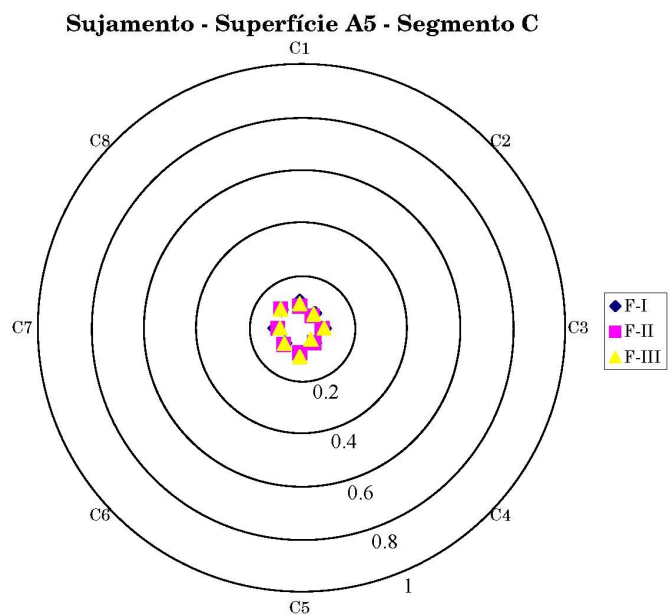


Figura 5.10: Diagnostico de um sujamento de severidade III situado na Superfície A5: probabilidades calculadas no Segmento C.



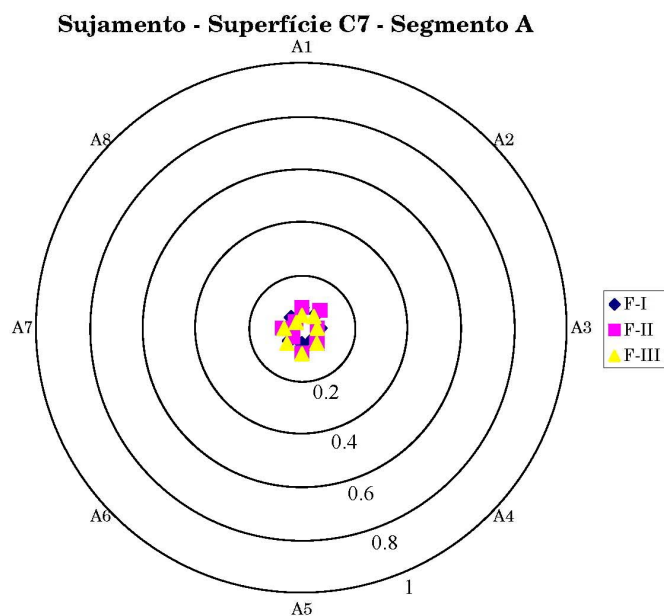


Figura 5.11: Diagnóstico de um sujamento de severidade I situado na Superfície C7: probabilidades calculadas no Segmento A.

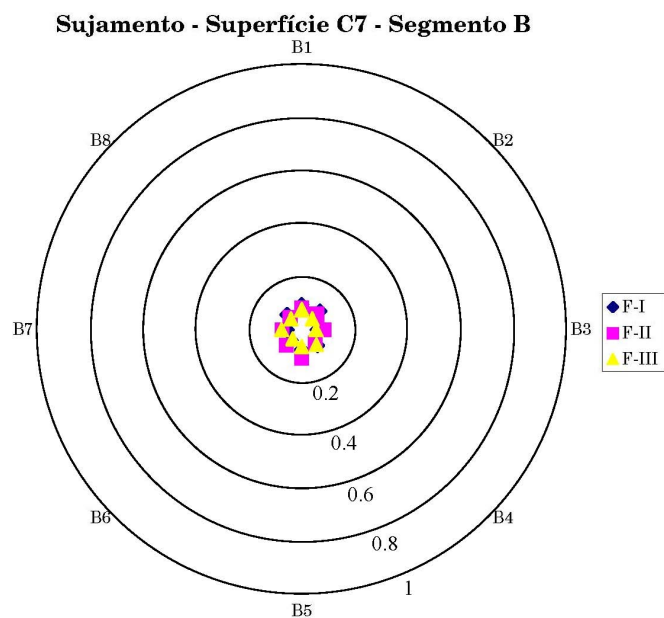


Figura 5.12: Diagnostico de um sujamento de severidade I situado na Superfície C7: probabilidades calculadas no Segmento B.

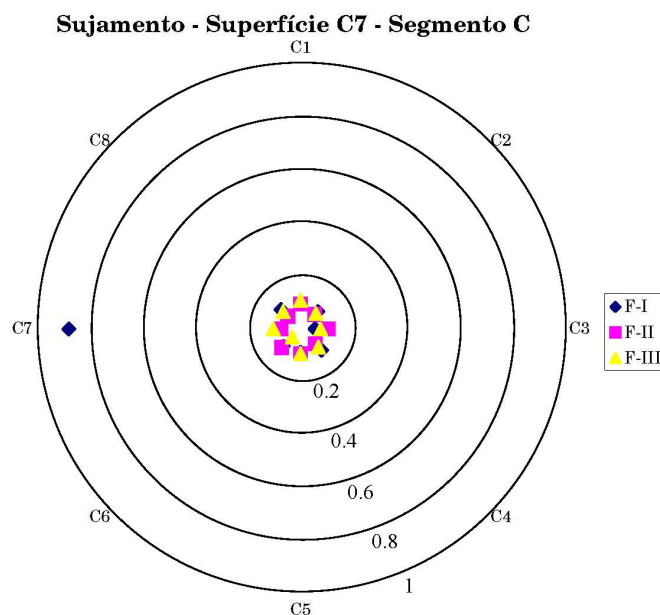


Figura 5.13: Diagnostico de um sujamento de severidade I situado na Superfície C7: probabilidades calculadas no Segmento C, tipicamente inferiores às obtidas nos segmentos superiores.

inferiores aos obtidos para uma única camada. As conclusões quanto à aplicabilidade e desempenho dos algoritmos de treino foram também semelhantes, uma vez mais com vantagem para o algoritmo *Resilient Backpropagation (trainrp)*.

Verificou-se que a configuração conducente ao melhor desempenho era semelhante em termos de estrutura (*i.e.* uma camada oculta tansig e uma camada de output logsig) à obtida para a rede de classificação do sujamento, embora neste caso com um número de neurónios ocultos ligeiramente superior, cifrado em 525 e tipicamente conducente a um número de iterações entre 375 e 390. Os resultados são também muito semelhantes aos anteriores embora ligeiramente menos satisfatórios.

De facto, os coeficientes de correlação obtidos cifraram-se acima de 0.85 em 72% do conjunto de teste (21 vectores em 29). Verificaram-se no entanto 3 valores muito baixos (cerca de 0.4) em virtude da classificação se ter revelada errada nesses casos, tendo ocorrido uma probabilidade de ocorrência essencialmente igual (e em rigor ligeiramente mais elevada num dos casos) em dois sectores adjacentes do mesmo nível, ocorrendo obviamente a fuga de vapor apenas num deles. Em qualquer dos casos as superfícies em causa situavam-se no nível C e reproduziam fugas de menor severidade. Uma base de dados perfectível, tanto em termos da distribuição dos "exemplos" (verificou-se que a separação aleatória dos vectores não tinha incluído casos suficientes para o nível C no conjunto de treino, para esses cenários de crise) como inclusivamente em termos do número total de vectores nos vários conjuntos, pode também explicar em parte esse comportamento.

Quanto às probabilidades de ocorrência, os valores obtidos para situações normais (*i.e.* sem ocorrência de sujamento) cifraram-se em 81.8% dos casos (9 vectores em 11 "normais") abaixo dos 10%, com um máximo registado de 13.2%. As ocorrências "efectivas" foram avaliadas com probabilidades acima do percentil 90 em 83.3% dos casos (15 vectores em 18 "anormais"), com um mínimo registado de 43.5% nos casos de diagnóstico erróneo acima

referidos, e simultaneamente com probabilidades inferiores a 15% e um máximo registado de 17.4% para as restantes superfícies (onde não foram simuladas ocorrências).

Verificou-se novamente um bom desempenho da rede treinada no reconhecimento dos padrões, corroborando *grosso modo* as previsões qualitativas. Previsivelmente, a exactidão de diagnóstico aumenta mais uma vez com a severidade da situação simulada e piora do nível A (junto ao queimador) para o nível C (junto ao escape).

Apresentam-se gráficos ilustrativos de várias situações de treino, bem como de distribuições de probabilidades calculadas para várias situações de fugas de vapor, nomeadamente um dos erros de classificação verificados.

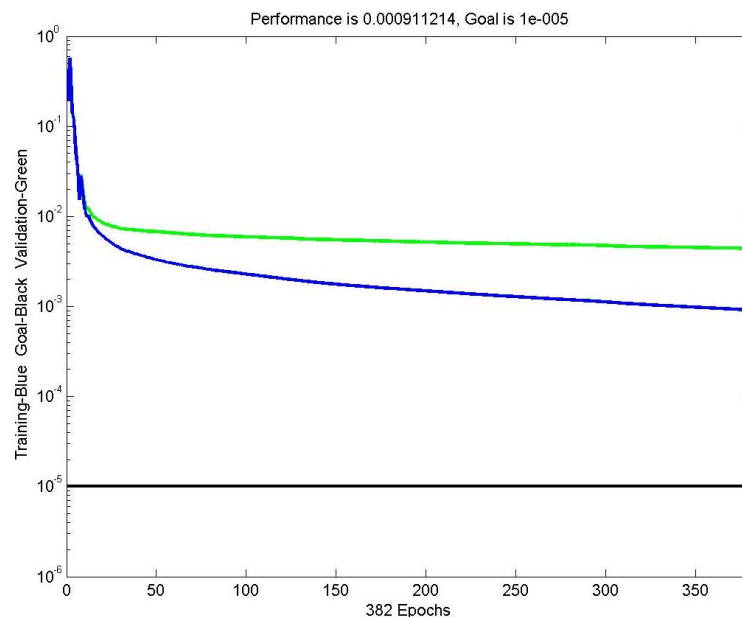


Figura 5.14: Processo de treino para a rede de classificação de fugas de vapor.

Ficou assim demonstrada a adequação das metodologias de Redes Neurais, mesmo na sua forma mais simples em termo de arquitectura de rede e de algoritmos de treino, ao problema do diagnóstico de fenómenos de sujamento e fugas de vapor em fornalhas. Os resultados globais obtidos, apesar da relativa simplicidade da abordagem definida como pressuposto, reconhecem de forma adequada os padrões apresentados.

Apesar da abordagem seleccionada ser indubitavelmente simplista em termos da reprodução de situações reais de ocorrência de fugas de vapor e de sujamentos desde a fase de desenvolvimento do modelo numérico utilizado na sua simulação, com as limitações e melhoramentos potenciais discutidos nas Sugestões para Trabalhos Futuros, não é menos verdade que o padrão global subjacente aos dados simulados é reconhecido de tal forma que indica claramente o potencial de aplicação das ferramentas utilizadas a outros enquadramentos quiçá mais realistas e por esse mesmo motivo mais exigentes.

Relembre-se também que os resultados obtidos decorreram de um processo de desenvolvimento como já referido fortemente dependente de experiência prévia neste caso totalmente inexistente. A aplicação das regras e directrizes empíricas disponíveis terá certamente resultado em sistemas de diagnóstico perfectíveis, tanto em termos das arquitecturas e parâmetros de rede obtidos como até das bases de dados utilizadas (nomeadamente relativamente à cor-

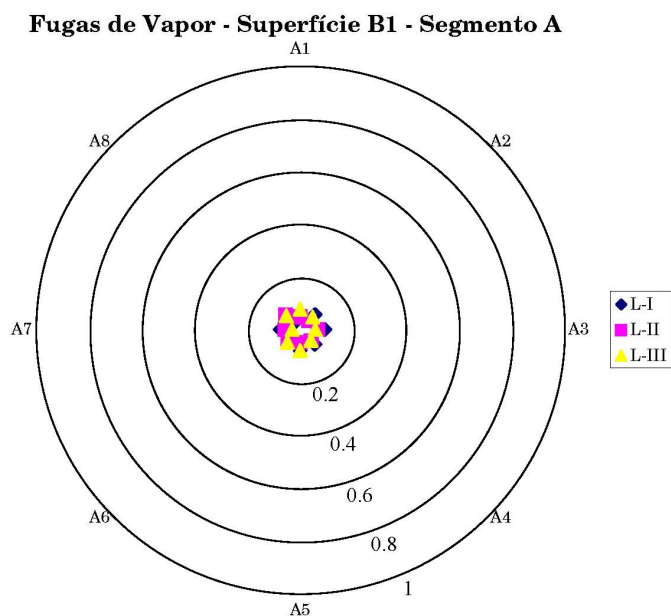


Figura 5.15: Diagnóstico de uma fuga de vapor de severidade I situada na Superfície B1: probabilidades calculadas no Segmento A.

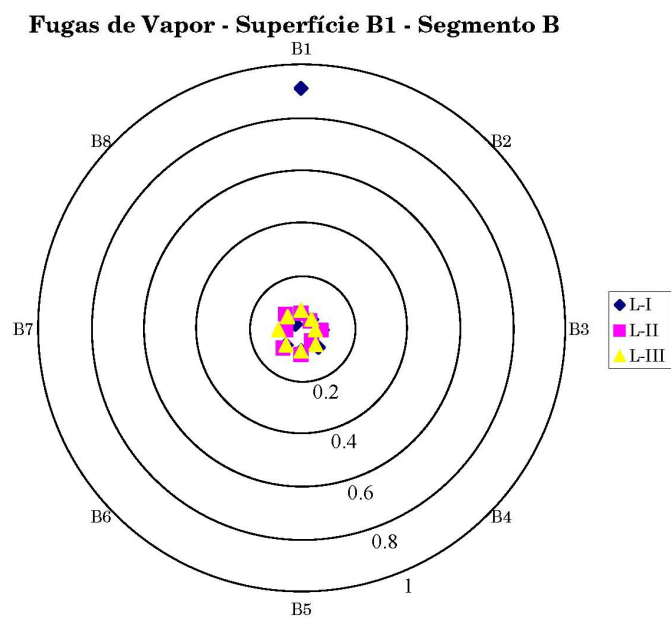


Figura 5.16: Diagnóstico de uma fuga de vapor de severidade I situada na Superfície B1: probabilidades calculadas no Segmento B.

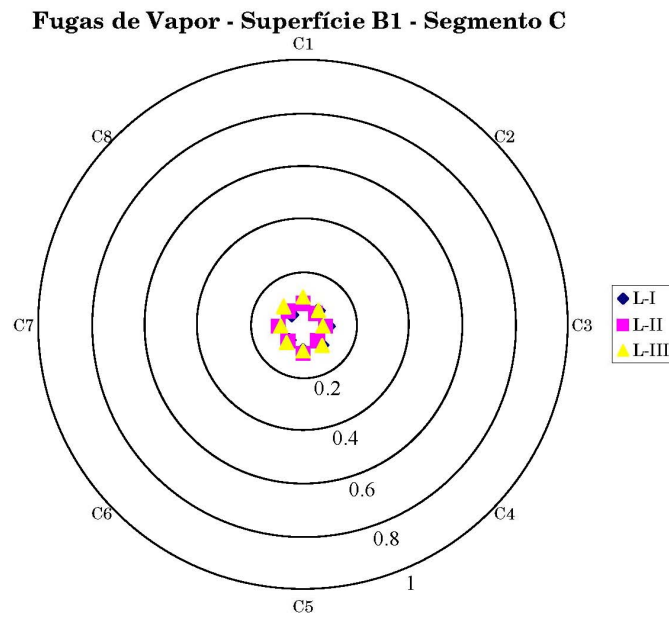


Figura 5.17: Diagnóstico de uma fuga de vapor de severidade I situada na Superfície B1: probabilidades calculadas no Segmento C.

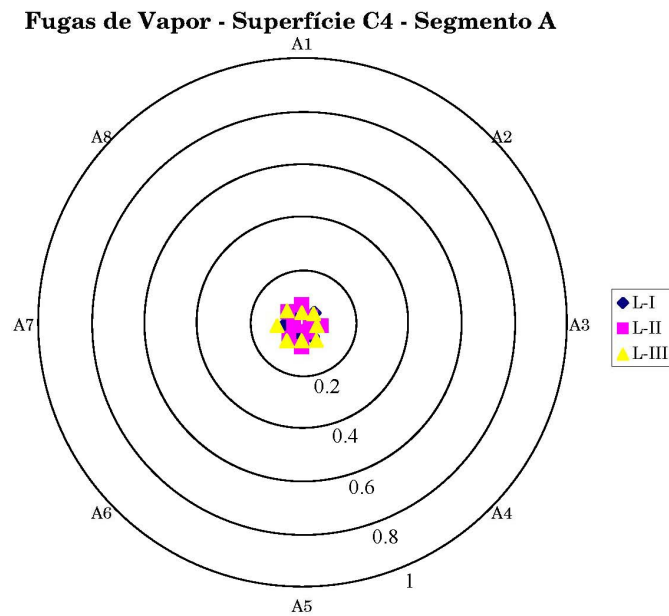


Figura 5.18: Diagnóstico de uma fuga de vapor de severidade II situada na Superfície B1: probabilidades calculadas no Segmento A.

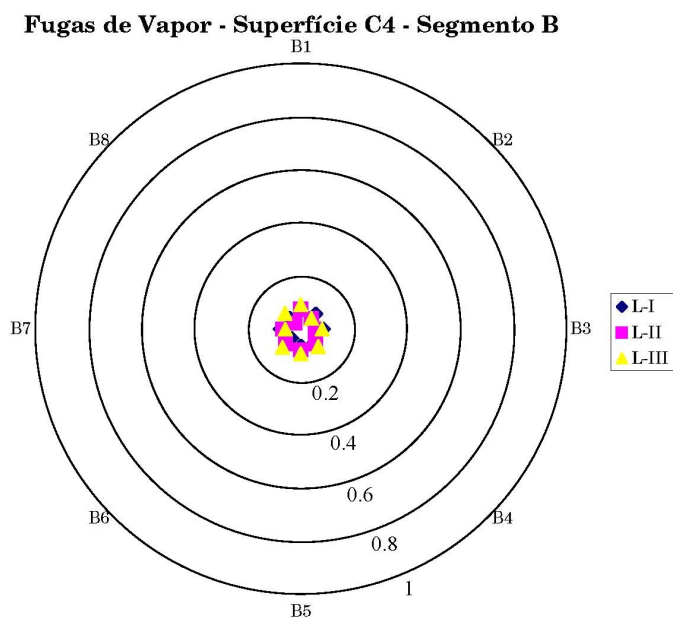


Figura 5.19: Diagnóstico de uma fuga de vapor de severidade II situada na Superfície B1: probabilidades calculadas no Segmento B.

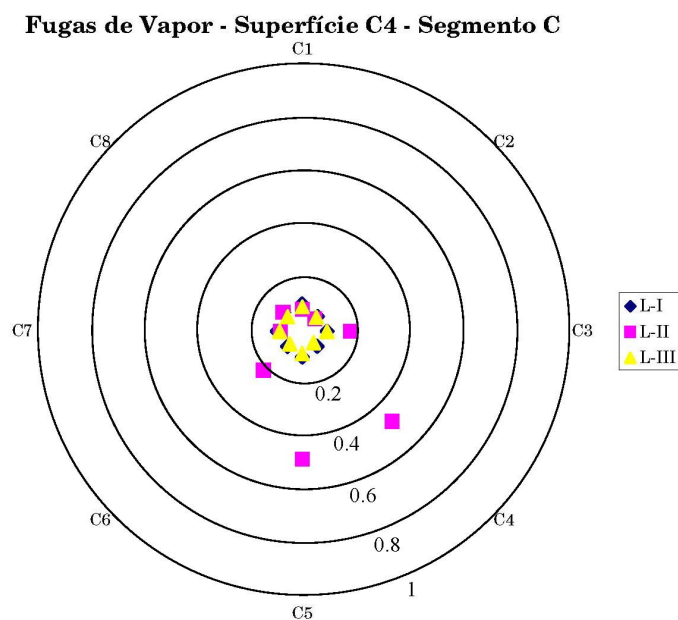


Figura 5.20: Diagnóstico de uma fuga de vapor de severidade II situada na Superfície B1: probabilidades calculadas no Segmento C. É visível o erro cometido pelo sistema de diagnóstico.

recta distribuição dos dados pelos conjuntos e ao próprio número de vectores disponível).

Considerados estes condicionalismos, os dados não podem deixar de ser considerados satisfatórios.

## 5.5 Resumo do Capítulo

Neste capítulo foram expostos os princípios gerais de aplicação de Redes Neurais, explicitando-se os pressupostos subjacentes ao trabalho e a respectiva utilização na metodologia seleccionada. Foi discutida a implementação dos vários aspectos necessário ao desenvolvimento de redes neuronais com desempenhos adequados, apresentando-se os resultados tanto do processo de desenvolvimento do sistema de diagnóstico como dos testes efectuados de modo a aferir o seu desempenho, provando-se a sua aplicabilidade.





## Capítulo 6

# Conclusões e Sugestões para Trabalho Futuro

O presente trabalho tinha como objectivo o desenvolvimento de um sistema de diagnóstico para fornalhas industriais. Nesse sentido, foram identificados os requisitos pretendidos, em termos dos fenómenos e parâmetros a avaliar, tendo sido reconhecida a necessidade de identificar a ocorrência de sujamentos em superfícies de transferência de calor, de fugas de água ou vapor (independentemente do tipo particular de aplicação ou de circuito) ou ainda de avaliar a eficiência do processo de queima do combustível utilizado. Foram também avaliadas as opções disponíveis em termos de modelos analíticos e/ou de modelização.

Uma vez passadas em revistas as características destes últimos, nomeadamente em termos de vantagens, desvantagens, âmbito de aplicabilidade e requisitos de implementação, foi seleccionada como opção mais interessante face às necessidades a utilização de um sistema de reconhecimento de padrão baseado em redes neuronais.

Atendendo ao facto da utilização deste género de ferramenta implicar a disponibilidade de dados históricos do processo a diagnosticar, essencialmente em termos das variáveis mais relevantes na sua caracterização, foi reconhecida a necessidade de obter esse tipo de dados, descrevendo não apenas as condições normais de operação do equipamento mas também, de forma ainda mais relevante, a ocorrência de situações anómalas e por isso mesmo em princípio detriminentais ao correcto desempenho do sistema.

A disponibilidade de dados relativos à queima de propano numa instalação semi-industrial de 500 kW levou a que esse sistema fosse utilizado como referência no presente contexto, embora apresentando a limitação de não existirem dados relativos à ocorrência de situações anómalas, inviabilizando assim uma utilização directa dos dados disponíveis.

Estes últimos foram assim utilizados no desenvolvimento e validação de um modelo numérico da fornalha passível de ser utilizado na geração de dados relativos às situações anómalas. Este processo foi efectuado com resultados bastante satisfatório no que às situações padrão diz respeito, nomeadamente em termos dos perfis de temperatura determinantes na produção dos padrões de distribuição de fluxos de calor utilizados no cálculo das variáveis de diagnóstico seleccionadas.

Na referida ausência de dados relativos às situações anómalas, impedindo uma validação quantitativa das variáveis simuladas, a confiança no modelo numérico validado para as situações normais constituiu o garante da validade do método. Muito embora a maior ou menor qualidade (em termos de fidelidade de reprodução de situações reais) dos dados numéricos

simulados não invalide de todo a abordagem, os resultados fornecidos pelas redes neuronais, e logo pelo sistema de diagnóstico, serão obviamente tanto melhores quanto melhor for a referida qualidade dos dados.

Após um processamento adequado dos dados resultantes das simulações numéricas, foram testadas várias arquitecturas de rede e diversos algoritmos de treino das mesmas, com os resultados globalmente satisfatórios descritos no capítulo anterior.

Uma mudança completa de paradigma em termos do tipo de modelo teórico ou analítico utilizado levaria obviamente a alterações tão profundas que dificilmente seria passível de ser discutida neste contexto. Alguns melhoramentos podem no entanto ser introduzidos ao longo da sequência de operações acima recapitulada, com possíveis repercussões positivas tanto no seu desempenho global como inclusivamente na sua gama de aplicabilidade.

A maioria dessas alterações potencialmente benéficas relaciona-se com um factor essencial neste âmbito e algo menosprezado na presente abordagem, por motivos previamente discutidos, a saber o factor temporal.

A utilização de ferramentas CFD na simulação de sistemas térmicos permitiu a obtenção de um modelo numérico de uma fornalha com um desempenho adequado, embora alguns refinamentos possam e devam ser introduzidos assim o permitam os meios informáticos. Como referido anteriormente, as simulações numéricas efectuadas consideravam condições de regime estacionário, tendo sido verificada a ocorrência de fenómenos intrinsecamente transientes, tais como o PVC (*Precessing Vortex Core*), mas não tendo sido possível implementar nem um estudo de independência de malha adequado nem simulações transientes por motivos de insuficiência de *hardware*, como referido quando da discussão do modelo numérico desenvolvido. Outros refinamentos na simulação dos vários fenómenos ocorrentes na região NBR, bem como, são também desejáveis.

Considerando que os próprios fenómenos detrimenais a diagnosticar ocorrem ao longo de um intervalo de tempo mais ou menos longo (muitíssimo mais curto no caso das fugas de vapor, quando comparadas com o sujamento, embora atingindo em princípio um valor estacionário), uma formulação transiente do problema seria útil tanto na obtenção de um modelo numérico mais fiel às condições físicas verificadas na prática como inclusivamente na integração no próprio sistemas de diagnóstico de outras características com dependência temporal, como por exemplos taxas de deposição das camadas de baixa condutividade.

O processo de validação do modelo com dados experimentais forneceu apesar disso resultados bastante satisfatórios em termos dos parâmetros mais adequados à abordagem retida, nomeadamente acerca dos níveis de temperatura em presença e consequentes campos de fluxo de calor. Apesar das limitações citadas o modelo foi considerado adequado à simulação de fenómenos anómalos passíveis de serem verificados em sistemas reais.

A ressalva óbvia a fazer acerca desse processo prende-se com a inexistência de dados experimentais que permitissem reproduzir o processo de validação anteriormente efectuado para as condições de funcionamento padrão, sendo desejável que estudos futuros deste tipo pudessem ser corroborados com dados empíricos adequados. Apesar disso os resultados das simulações de situações de crise apresentaram comportamentos qualitativos considerados aceitáveis.

A abordagem estacionária utilizada coloca também outros entraves que importa aqui referir de modo a poderem ser adequadamente considerados em trabalhos futuros.

Embora as simulações de situações normais sejam em princípio globalmente adequadas apesar das limitações supracitadas, as simulações efectuadas reproduzem as situações ditas de crise sem qualquer consideração ao seu encadeamento temporal. Considere-se a título de exemplo a ocorrência das várias severidades de sujamento simuladas. Tratando-se na prática

de um processo gradual, é evidente que uma situação de grau III nunca ocorrerá sem que antes se verificassem outras de graus I e II, muito embora essas relações de causalidade (elas próprias úteis e integráveis como variáveis de diagnóstico) estejam inerentemente ausentes da abordagem estacionária utilizada. Perde-se deste modo tanto fidelidade às situações reais como inclusivamente a oportunidade de integrar no processo de diagnóstico variáveis intrinsecamente transientes como a taxa de deposição da camada de baixa condutividade, juntamente com os factores que a influenciam.

Este facto é ainda mais relevante na simulação das fugas de vapor, que apesar de terem sido consideradas como completamente desenvolvidas e por esse motivo estacionárias apresentam características transientes evidentes que podem ser úteis ou até essenciais no processo de diagnóstico.

Desde que os meios o permitam, já que são uma condição *sine qua non*, sugere-se que eventuais trabalhos futuros integrem uma formulação completamente transiente de modo a reproduzir adequadamente a sucessão causal e desenvolvimento temporal dos fenómenos detrimenais nas simulações numéricas a efectuar. Uma abordagem deste tipo poderia ainda integrar tanto as características da instrumentação necessária à avaliação dos parâmetros de diagnóstico em termos de resposta transiente dos sensores como inclusivamente incluir um módulo de diagnóstico do respectivo estado, interagindo com os restantes parâmetros.

Apesar da falta de experiência na utilização de redes neuronais, reconhecida como uma limitação potencial em virtude dessa mesma experiência poder ser determinante no sucesso dos respectivos desenvolvimento e implementação, o desenvolvimentos de redes neuronais simples foi efectuado com sucesso, considerando os níveis bastante satisfatórios de acerto obtidos no reconhecimento dos vários padrões constantes da base de dados gerada anteriormente.

Tendo sido utilizados as arquitecturas de rede e os algoritmos de treinos mais básicos e por isso mesmo de utilização mais difundida, é previsível que outros tipos de redes neuronais mais especializadas possam fornecer resultados com níveis de desempenho semelhantes mas com esforço computacional inferior, já que a arquitectura da rede afecta grandemente o seu desempenho. Paradigmas neuronais como redes *Kohonen* ou mapas auto-organizativos poderiam por exemplo organizar os valores-objectivo do processo de treino em *clusters* ou conjuntos seguindo padrões subjacentes que lhes são intrínsecos, em vez da divisão imposta e por esse mesmo motivo arbitrária. Esta pode nalguns casos revelar-se menos adequada que a obtida utilizando as técnicas supracitadas, cuja adopção pode garantir uma melhor facilidade de convergência do treino e desempenhos superiores para redes de tamanho equivalente. Outra possibilidade poderia também passar pela utilização da técnica de regularização Bayesiana como alternativa ao *Early Stopping* na prevenção do *overfitting*. O factor temporal pode também ser desde logo integrado na própria formulação neuronal, utilizando adaptações recursivas das arquitecturas convencionais.

Alguns dos problemas de memória disponível referidos na discussão do trabalho poderiam eventualmente ser atenuados ou eliminados através de uma análise e processamento prévios dos dados provenientes das simulações numéricas, utilizando técnicas de análise de componentes principais de modo a reduzir a dimensionalidade dos conjuntos de dados preservando a relevância das tendências neles presentes.

Outro factor muito importante para um bom desempenho da rede neuronal é a utilização de uma base de dados representativa do processo em estudo. A utilização de uma base de dados deficiente impossibilita uma generalização correcta da rede, dado ser-lhe apresentada informação insuficiente e por vezes ambígua, o que se reflecte numa má aprendizagem da mesma. Assim, como referido anteriormente, um número total de conjuntos de dados (e

consequentemente de treino) maior e cobrindo situações mais abrangentes, tanto nos extremos do domínio de operação como em termos de situações intermédias, melhoraria certamente o desempenho dos sistemas treinados nessa base.

Do exposto acima fica patente o potencial revelado pela interacção entre as várias ferramentas, utilizadas de forma integrada, no presente trabalho. No fluxo de trabalho tradicional neste âmbito, as definições CAD são utilizadas na definição das simulações CFD e alteradas com base no resultados destas, em tantos passos iterativos quanto necessários de modo a garantir um desempenho adequado para os protótipos, que por sua vez fornecem indicações adicionais potencialmente conducentes a alterações adicionais. Os sistemas de diagnóstico são tipicamente desenvolvidos *a posteriori*, ficando sujeitos às condições impostas e limitando de algum modo o seu desempenho.

O enquadramento utilizado no presente trabalho demonstra a possibilidade e até a pertinência de se desenvolver o sistema de diagnóstico de forma paralela ao dos sistemas térmicos a que este se destina, melhorando o desempenho de todos os componentes através do uso integrado das várias ferramentas disponíveis, sendo por isso desejável continuar a demonstração desse potencial tanto numa fase inicial quiçá mais académica de modo a possibilitar aplicações industriais futuras.

# Bibliografia

- [1] Higgins, L. R., Mobley, R. K. (2001); *Maintenance Engineering Handbook*, 6th Edition, McGraw-Hill, New York.
- [2] Levitt, J. (2002); *Complete Guide to Preventive and Predictive Maintenance*, Industrial Press, New York.
- [3] Shewhart, W. A. (1931); *Economic control of quality of manufactured product*, Princeton, NJ: Van Nostrand.
- [4] Page, E. S. (1954); Continuous inspection schemes. *Biometrika* 41, 100-115.
- [5] Pearson, K. (1901); On lines and planes of closest fit to systems of points in space. *Philosophical Magazine Series B* 2, 559-572.
- [6] Afgan, N., Pavlovic, P., Jovanovic, Lj., Jovic, L. (1973); *Steady and Unsteady Radiant Heat Flux Measurement on Screen Tubes of Power Plant Boiler, Heat Transfer in Flames*, Hemisphere, New York.
- [7] Truelove, J. S. (1974); *Mathematical Modelling of Radiant Heat Transfer in Furnace*. Heat Transfer and Fluid Flow Service, Chemical Engineering Division, AERE Harwell, Rept. No. NL76/344KE.
- [8] Afgan, N., Carvalho, M. G., Coelho, P. (1996); Concept of Expert System for Boiler Fouling Assesment. *Applied Thermal Engineering* 16 (10), 835-844.
- [9] Boot, T. R. (1992); *Heat Exchanger Fouling, The Challenge — Fouling Mechanisms* Edited by M. Bonet, T. R. Boot, A. J. Karabelas, P. A. Pilavachi, R. Semeria and R. Vidil, Éditions Européenes Thermique et Industries.
- [10] Raask, E. (1985); *Mineral Impurities in Coal Combustion*, Hemisphere, New York.
- [11] Graham, K. A. *et al.* (1988); Fly ash generation and deposition in pulverised coal combustion. *Engineering Foundation Conference on Mineral Matter and Ash Deposit*, pp. 279-307, Santa Barbara, CA.
- [12] Alvorez, D. *et al.* (1991); The influence of mineral matter on the structure and reactivity of chars. *Proc. 1991 Int. Conf. on Coal Science*, University of Newcastle-upon-Tyne.
- [13] Chamber. A. K., Winnyckyj, E., Rodes, E. (1981); Development of monitoring system for ash deposit on boiler tube surfaces. *Canadian Journal of Chemical Engineering* 59, 230-235.

- [14] Chamber. A. K., Winnyckyj, E., Rodes, E. (1981); Thermal conductance of coal ash deposition. *3rd Engineering Fouling Conference on Slagging and Fouling Due to Impurities in Combustion Gases*, Colorado.
- [15] Khrustalyov, A. B., Rokov, M. A. (1988); *Investigation of Spectral Radiative Properties of Ash Deposits in Coal-dust Furnace Chamber, Two-phase Flow and Problem of Heat Transfer*. Nauka Press, Moscow.
- [16] Epstein, N. (1978); Fouling in Heat Exchangers *Proc. 6th International Heat Transfer Conference, Toronto*. Hemisphere, New York.
- [17] Valero, A., Cortés, C. (1996); Ash Fouling in Coal-fired Utility Boilers. Monitoring and Optimization of On-load Cleaning. *Progress in Energy and Combustion Science* 22, 189-200.
- [18] Radovanovic, P., Afgan, N. (1994); Boiler Efficiency Monitoring Due to the Heat Transfer Surface Fouling Process. *10th International Heat Transfer Conference*, Brighton, UK.
- [19] Brajuskovic, B., Matovic, M., Afgan, N. (1991); A heat flux meter for ash deposit monitoring systems -1. Ash deposit prevention. *International Journal of Heat and Mass Transfer* 34 (9), 2303-2315.
- [20] Afgan, N., Leontiev, A.I., (1994); Instrument for Thermal Radiation Flux Measurement in High Temperature Gas Flow. *Heat Recovery Systems and CHP* 15 (4), 347-350.
- [21] Martins, N., (1998); *A New Heat Flux Meter for High Temperature Harsh Environments*. Tese submetida para a obtenção do Grau de Doutor em Engenharia Mecânica. (PhD Thesis), Instituto Superior Técnico, Universidade Técnica de Lisboa.
- [22] Martins, N., Carvalho, M. G., Afgan, N., Leontiev, A. I.(1998); Experimental Verification and Calibration of the FLUMET Blow-Off Heat Flux Sensor. *Applied Thermal Engineering* 16 (6), 481-489.
- [23] Martins, N., Afgan, N., Carvalho, M. G., Nogueira, M. (2000); Heat Flux as a Parameter for Diagnostic and Control of Thermal Systems. *Heat and Technology* 18 (2), 481-489.
- [24] Afgan, N., Coelho, P. J., Carvalho, M. G. (1998); Boiler tube Leakage Detection Expert System. *Applied Thermal Engineering* 18 (5), 317-326.
- [25] Copado, A., Rodríguez, F. (2002); CESAR-SIRE: advanced software for boiler efficiency and NO<sub>x</sub> optimization *Fuel* 81, 619-626.
- [26] Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Yin, K., Kavuri, S.N. (2003); A Review of process fault detection and diagnosis — Part I: Quantitative model-based methods. *Computers & Chemical Engineering* 27, 293-311.
- [27] Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Kavuri, S.N. (2003); A Review of process fault detection and diagnosis — Part II: Qualitative models and search strategies. *Computers & Chemical Engineering* 27, 313-326.
- [28] Venkatasubramanian, V., Rengaswamy, R., Kavuri, S.N., Yin, K. (2003); A Review of process fault detection and diagnosis — Part III: Process history based methods. *Computers & Chemical Engineering* 27, 327-346.

- [29] Kalogirou, S. A. (2003); Artificial intelligence for the modeling and control of combustion processes: a review. *Progress in Energy and Combustion Science* 29, 515-566.
- [30] Afgan, N. *et al.* (1991); Boiler Expert System. *ICHMT Forum on Expert System and Mathematical Modelling of Energy Systems*, Erlangen.
- [31] Liao, S. H. (2005); Expert system methodologies and applications - a decade review from 1995 to 2004. *Expert Systems with Applications* 28, 93-103.
- [32] Kalogirou, S. A. (2000); Applications of artificial neural networks for energy systems. *Applied Energy* 67, 17-35.
- [33] Basheer, I. A., Hajmeer, M. (2000); Artificial neural networks: fundamentals, computing, design and application. *Journal of Microbiological Methods* 43, 3-31.
- [34] Milne, R., Nicol, C., Travé-Massuyès, L. (2001); TIGER with model-based diagnosis: initial deployment. *Knowledge-Based Systems* 14, 213-222.
- [35] National Safety Council (1999); *Injury Facts 1999 Edition*, National Safety Council, Chicago.
- [36] Nimmo, I. (1995); Adequately address abnormal situation operations. *Chemical Engineering Progress* 91(9), 36-45.
- [37] Price, C. (1999); *Computer-based diagnostic systems*, Springer-Verlag, London.
- [38] Himmelblau, D. M. (1978); *Fault detection and diagnosis in chemical and petrochemical processes*, Elsevier Press, Amsterdam.
- [39] Kramer, M. A., Mah, R. S. H., (1993); Model-based monitoring. In: Rippin, D., Hale, J., Davis, J., (Eds.) *Proceedings of the second international conference on foundations of computer-aided process operations (FOCAPO)*, pp. 45-68.
- [40] Willsky, A. S. (1976); A survey of design methods for failure detection in dynamic systems. *Automatica* 12, 601-611.
- [41] Frank, P. M. (1990); Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy — a survey and some new results. *Automatica* 26, 459-474.
- [42] Frank, P. M. (1994); On-line fault detection in uncertain nonlinear systems using diagnostic observers: a survey. *International Journal Systems Science* 25 (12), 2129-2154.
- [43] Gertler, J., (1991); Analytical redundancy methods in fault detection and isolation. In: *Proceedings of IFAC/IAMCS symposium on safe process*, (p. 91), Baden-Baden.
- [44] Gertler, J., (1992); Analytical redundancy methods in fault detection and isolation — survey and synthesis. In: *IFAC symposium on online fault detection and supervision in the chemical process industries*
- [45] Ben-Haim, Y. (1980); An algorithm for failure location in a complex network. *Nuclear Science and Engineering* 75, 191-199.



- [46] Ben-Haim, Y. (1983); Malfunction location in linear stochastic systems-application to nuclear power plants. *Nuclear Science and Engineering* 85, 156-166.
- [47] Chow, E. Y., Willsky, A. S. (1984); Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems. *IEEE Transactions on Automatic Control* 29 (7), 603-614.
- [48] Basseville, M., Benveniste, A. (1986); *Detection of abrupt changes in signals and dynamic systems*, (Lecture Notes in Control and Information Sciences: 77). Springer-Verlag, Berlin.
- [49] Basseville, M., Nikiforov, I. V. (1993); *Detection of abrupt changes - theory and application*, (Information and System Sciences Series). Prentice Hall.
- [50] Chang, C. T., Hwang, J. I. (1998); Simplification techniques for EKF computations in fault diagnosis — suboptimal gains. *Chemical Engineering Science* 53 (22), 3853-3862.
- [51] Isermann, R. (1984); Process faults detection based on modelling and estimation methods — a survey. *Automatica* 20 (4), 387-404.
- [52] Yin, K. (1998); Minimax methods for fault isolation in the directional residual approach. *Chemical Engineering Science* 53, 2921-2931.
- [53] Rasmussen, J. (1986); *Information processing and human-machine interaction*, (Information and System Sciences Series). North Holland, New York.
- [54] Iri, M., Aoki, K., Oshima, E., Matsuyama, H. (1979); An algorithm for diagnosis of system failures in the chemical process. *Computers & Chemical Engineering* 3 (1/4), 489-493.
- [55] Umeda, T., Kuriyama, T., Oshima, E., Matsuyama, H. (1980); A graphical approach to cause and effect analysis of chemical processing systems. *Chemical Engineering Science* 35 (12), 2379-2388.
- [56] Shiozaki, J., Matsuyama, H., Oshima, E., Iri, M. (1985); An improved algorithm for diagnosis of system failures in the chemical process. *Computers and Chemical Engineering* 9 (3), 285-293.
- [57] Kokawa, M., Satoshi, M., Shigai, S. (1983); Fault location using digraph and inverse direction search with application. *Automatica* 19 (6), 729-735.
- [58] Kramer, M. A., Palowitch, B. L. (1987); A rule based approach to fault diagnosis using the signed directed graph. *American Institute of Chemical Engineers Journal* 33 (7), 1067-1078.
- [59] Oyeleye, O. O., Kramer, M. A. (1988); Qualitative simulation of chemical process systems: steady state analysis. *American Institute of Chemical Engineers Journal* 34 (9), 1441-1454.
- [60] Wilcox, N. A., Himmelblau, D. M. (1994); Possible cause and effect graphs (PCEG) model for fault diagnosis I. Methodology. *Computers & Chemical Engineering* 18 (2), 103-116.



- [61] Wilcox, N. A., Himmelblau, D. M. (1994); Possible cause and effect graphs (PCEG) model for fault diagnosis II. Applications. *Computers & Chemical Engineering* 18 (2), 117-127.
- [62] Han, C., Shih, R., Lee, L. (1994); Quantifying signed directed graphs with the fuzzy set for fault diagnosis resolution improvement. *Industrial and Engineering Chemistry Research* 33 (8), 1943-1954.
- [63] Shih, R., Lee, L. (1995); Use of fuzzy cause-effect digraph for resolution fault diagnosis for process plants I. Fuzzy cause-effect digraph. *Industrial and Engineering Chemistry Research* 34 (5), 1688-1702.
- [64] Shih, R., Lee, L. (1995); Use of fuzzy cause-effect digraph for resolution fault diagnosis for process plants II. Diagnostic algorithm and applications. *Industrial and Engineering Chemistry Research* 34 (5), 1703-1717.
- [65] Genovesi, A., Harmand, J., Steyer, J. P. (1999); A fuzzy logic based diagnosis system for the on-line supervision of an anaerobic digester pilot-plant. *Biochemical Engineering Journal* 3 (3), 171- 183.
- [66] Li, R., Wang, X. (2001); Qualitative/quantitative simulation of process temporal behavior using clustered fuzzy digraphs. *American Institute of Chemical Engineers Journal* 47 (4), 906-919.
- [67] Ulerich, N. H., Powers, G. A. (1988); Online hazard aversion and fault diagnosis in chemical processes: the digraph+fault tree method. *IEEE Transactions on Reliability* 37 (2), 171-177.
- [68] Lapp, S. A., Powers, G. A. (1977); Computer-aided synthesis of fault trees. *IEEE Transactions on Reliability* 26 (1), 2-13.
- [69] Iwasaki, Y., Simon, H. A. (1986); Causality in device behavior. *Artificial Intelligence* 29 (1), 3-32.
- [70] de Kleer, J., Brown, S. (1984); A qualitative physics based on confluences. *Artificial Intelligence* 24 (1-3), 7-83.
- [71] Sacks, E. (1988); Qualitative analysis of piecewise linear approximation. *Journal of Artificial Intelligence in Engineering* 3 (3), 151-155.
- [72] Kuipers, B. (1986); Qualitative simulation. *Journal of Artificial Intelligence* 29 (3), 289-338.
- [73] Mavrovouniotis, M., Stephanopoulos, G. (1987); Reasoning with order of magnitudes and approximate relations. *Proceedings of AAAI-87, July*.
- [74] Grantham, S. D., Ungar, L. H. (1990); A first principles approach to automated troubleshooting of chemical plants. *Computers and Chemical Engineering* 14 (7), 783-798.
- [75] Falkenhainer, B., Forbus, K. (1991); Compositional modeling: finding the right model for the job. *Artificial Intelligence* 51, 95-143.

- [76] Finch, F. E., Kramer, M. A. (1987); Narrowing diagnostic focus using functional decomposition. *American Institute of Chemical Engineers Journal* 34 (1), 130-140.
- [77] Lind, M. (1991); Abstraction for modeling diagnostic strategies. In *IFAC workshop on computer software structures integrating AI/KBS systems in process control*.
- [78] Henley, E.J. (1984); Application of expert systems to fault diagnosis. In *AICHE annual meeting*. San Francisco, CA.
- [79] Chester, D., Lamb, D., Dhurjati, P. (1984); Rule-based computer alarm analysis in chemical process plants. In *Proceedings of 7th Micro-Delcon* 22-29.
- [80] Kolodner, J.L. (1993); *Case-Based Reasoning*, Morgan Kaufmann.
- [81] Ramesh, T. S., Shum, S. K., Davis, J. F. (1988); A structured framework for efficient problem-solving in diagnostic expert systems. *Computers and Chemical Engineering* 9/10 (12), 891-902.
- [82] RojasGuzman, C., Kramer, M. A. (1993); Comparison of belief networks and rule-based systems for fault diagnosis of chemical processes. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 3 (6), 191-202.
- [83] Zhang, J., Roberts, P. (1991); Process fault diagnosis with diagnostic rules based on structural decomposition. *Journal of Process Control* 1 (5), 259-269.
- [84] Becraft, W., Lee, P. (1993); An integrated neural network/expert system approach for fault diagnosis. *Computers and Chemical Engineering* 17 (10), 1001-1014.
- [85] Tarifa, E., Scenna, N. (1997); Fault diagnosis, directed graphs, and fuzzy logic. *Computers and Chemical Engineering* 21, 649-654.
- [86] Cheung, J. T., Stephanopoulos, G. (1990); Representation of process trends part I. A formal representation framework. *Computers and Chemical Engineering* 14 (4-5), 495-510.
- [87] Fukunaga, K. (1972). *Introduction to statistical pattern recognition*. Academic press, New York.
- [88] Rengaswamy, R., Venkatasubramanian, V. (1995); A syntactic pattern-recognition approach for process monitoring and fault diagnosis. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 8 (1), 35-51.
- [89] Venkatasubramanian, V. Rich, S. H. (1988). An object-oriented two-tier architecture for integrating compiled and deep-level knowledge for process diagnosis. *Computers and Chemical Engineering* 12 (9-10), 903-921.
- [90] Blokh, A. G. (1988); *Heat Transfer in Steam Boiler Furnaces*, Hemisphere, New York.
- [91] Incropera, F. P., DeWitt, D. P. (1996); *Fundamentals of Heat and Mass Transfer*, 4<sup>th</sup> Edition, John Wiley & Sons.
- [92] Holman, J. P. (1986); *Heat Transfer*, 6<sup>th</sup> Edition, McGraw-Hill, New York.

- [93] Hao Z., Kefa C., Jianren F. (2004); Modeling and optimization of the NO<sub>x</sub> emission characteristics of a tangentially fired boiler with artificial neural networks. *Energy* 29, 167-183.
- [94] Delabroy, O., Haile, E., Lacas, F., Candel, S., Pollard, A., Sobiesak, A., Becker, H. A. (1998); Passive and active control of NO<sub>x</sub> in industrial burners. *Experimental Thermal and Fluid Science* 16, 64-75.
- [95] Hukseflux Thermal Sensors (2002); *HEAT FLUX - Industrial Applications of Heat Flux Measurement*, Report, Industrial applications version 0206. Delft, Netherlands.
- [96] Diller, T.E., (1993); Advances in heat flux measurements. *Advances in Heat Transfer* 23, 279-368.
- [97] AEA Technology (2004), CFX-5 Documentation.
- [98] Froud, D., O'Doherty, T., Syred, N. (1995); Phase Averaging of the Precessing Vortex Core in a Swirl Burner under Piloted and Premixed Combustion Conditions. *Combustion and flame* 100, 407-412.
- [99] Gobby, D. (2003); Piloted methane jet flame. *CFX Validation Report CFX-VAL09/1002*. AEA Technology.
- [100] White, F. M. (1998); *Fluid Mechanics*, 3<sup>rd</sup> Edition, McGraw-Hill, New York.
- [101] Zadeh, L. A. (1965); Fuzzy sets. *Information and Control* 8, 338-353.
- [102] The MathWorks, Inc. (2004), MATLAB 6.5 Documentation.
- [103] Demuth, H., Beale, M. (1996); *Neural Network Design*, Brooks/Cole Publishing Company.
- [104] Looney, C. G. (1997); *Pattern Recognition Using Neural Networks*, 1<sup>st</sup> Edition, Oxford University Press, Oxford.
- [105] Ogaji, S. O. T., Singh, R. (2003); Advanced engine diagnostics using artificial neural networks, *Applied Soft Computing* 3, 259-271.
- [106] Sen, M., Yang, K. T. (2000); *Application of artificial neural networks and genetic algorithms in thermal engineering*, in: CRC Handbook of Thermal Engineering, 620-661.
- [107] Kalogirou, S. A., Bojic, M. (2000); Artificial neural networks for the prediction of energy consumption of a passive solar building, *Energy* 25, 479-491.